

**VŠB – Technická univerzita Ostrava**  
**Fakulta elektrotechniky a informatiky**  
**Katedra kybernetiky a biomedicínského inženýrství**

**MODERNÍ METODY PRO AUTOMATICKOU SEGMENTACI OPTICKÉHO  
DISKU**

**MODERN METHODS FOR AUTOMATIC SEGMENTATION OF OPTICAL DISC**

VŠB - Technická univerzita Ostrava  
Fakulta elektrotechniky a informatiky  
Katedra kybernetiky a biomedicínského inženýrství

## Zadání bakalářské práce

Student: **Jakub Schichel**  
Studijní program: B2649 Elektrotechnika  
Studijní obor: 3901R039 Biomedicínský technik  
Téma: **Moderní metody pro automatickou segmentaci optického disku**  
**Modern Methods for Automatic Segmentation of Optical Disc**  
Jazyk vypracování: čeština

Zásady pro vypracování:

1. Nastudování anatomie a patologie oka.
2. Nastudování základních principů zobrazovacích technik v očním lékařství.
3. Rešerše recentních přístupů pro detekci a modelování optického disku z retinálních obrazů.
4. Tvorba datové báze retinálních obrazů z Fundus kamery a systému RetCam 3.
5. Návrh komplexního segmentačního modelu pro detekci optického disku z retinálních obrazů.
6. Testování modelu na reálných klinických datech.
7. Testování robustnosti algoritmu pro variantní obrazové parametry.
8. Vyhodnocení výsledků práce.

Seznam doporučené odborné literatury:

- [1] KRAUS, Hanuš. *Kompendium očního lékařství*. Praha: Grada Publishing, 1997. ISBN 80-7169-079-1.
- [2] CASTLEMAN, Kenneth R. *Digital image processing*. Upper Saddle River: Prentice Hall, c1996. ISBN 0-13-211467-4.
- [3] SURI, Jasjit S., David Lynn WILSON a Swamy LAXMINARAYAN, ed. *Handbook of biomedical image analysis*. Volume II, Segmentation Models. New York: Kluwer Academic/Plenum Publishers, c2005. Topics in biomedical engineering international book series. ISBN 0-306-48605-9.
- [4] BIRKFELLNER, Wolfgang. *Applied medical image processing: a basic course*. Second edition. Boca Raton: CRC Press, Taylor & Francis Group, [2014]. ISBN 978-1466555570.

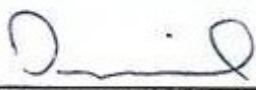
Formální náležitosti a rozsah bakalářské práce stanoví pokyny pro vypracování zveřejněné na webových stránkách fakulty.

Vedoucí bakalářské práce: **Ing. Jan Kubiček, Ph.D.**

Datum zadání: 01.09.2019

Datum odevzdání: 30.04.2020

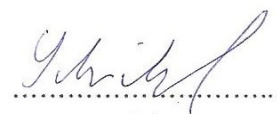


  
\_\_\_\_\_  
doc. Ing. Jiří Koziorek, Ph.D.  
vedoucí katedry

  
\_\_\_\_\_  
prof. Ing. Pavel Brandštetter, CSc.  
děkan fakulty

## **Prohlášení**

Prohlašuji, že jsem bakalářskou práci na téma „Moderní metody pro automatickou segmentaci optického disku“ vypracoval samostatně pod vedením vedoucího bakalářské práce a s použitím uvedené literatury a pramenů, které jsou vypsány na konci práce.



.....  
podpis

V Ostravě dne 14. 5. 2020

## **Poděkování**

Rád bych poděkoval svému vedoucímu bakalářské práce, panu Ing. Janu Kubíčkovi Ph.D., za odborné vedení, vstřícnost při konzultacích, pomoc a rady při vypracování této práce. Mé poděkování patří též Fakultní nemocnici v Ostravě – Centrum pro děti s vadami zraku za poskytnutí databáze snímků pro praktickou část bakalářské práce.

**Abstrakt:**

Tato bakalářská práce pojednává o tématu moderních metod pro automatickou segmentaci optického disku. Bakalářská práce obsahuje stručný úvod do anatomie a patologie oka a zobrazovacích technik v očním lékařství. Dále tato práce obsahuje rešerši recentních přístupů pro segmentaci optického disku z retinálních obrazů. V hlavní části bakalářské práce je navrhnut algoritmus pro automatickou segmentaci optického disku, ve kterém je obsaženo předzpracování obrazu, metoda aktivních kontur podle Li Wanga, segmentace a výpočet geometrických parametrů optického disku. Navrhovaný algoritmus byl testován na 63 snímcích z pěti různých databází a výsledky segmentace jsou zhodnoceny v závěru.

**Klíčová slova:**

Segmentace; optický disk; retinopatie nedonošených; fundus kamera; RetCam 3; předzpracování obrazu; metoda aktivních kontur; výpočet geometrických parametrů optického disku.

**Abstract:**

This bachelor thesis deals with the topic of modern methods for automatic segmentation of optical disc. The bachelor thesis contains a brief introduction to the anatomy and pathology of the eye and imaging techniques in ophthalmology. Furthermore, this work contains a review of recent approaches for optical disc segmentation from retinal images. In the main part of the thesis is designed algorithm for automatic segmentation of optical disc, which includes image preprocessing, method of active contours according to Li Wang, segmentation and calculation of geometric parameters of optical disc. The proposed algorithm was tested on 63 images from five different databases and the results of segmentation are evaluated in the conclusion.

**Key words:**

Segmentation optical disc; retinopathy of prematurity; fundus camera; RetCam 3; image preprocessing; method of active contours; calculation of geometric parameters of optical disc.

## Obsah

Seznam použitých symbolů a zkratk .....	9
Seznam obrázků .....	10
Seznam tabulek .....	11
Úvod .....	13
1. Anatomie oka .....	14
1.1 Vývoj sítnice .....	15
1.2 Optický disk a zrakový nerv .....	16
2. Retinopatie nedonošených (ROP) .....	17
2.1 Patogeneze a příznaky ROP .....	17
2.2 Klasifikace ROP .....	17
2.3 Lokalizace ROP .....	18
2.4 Plus forma .....	18
2.5 Screening ROP .....	18
2.6 Prevence a léčba ROP .....	18
3. Zobrazovací metody v očním lékařství .....	19
3.1 Fundus kamera .....	19
3.2 RetCam 3 .....	20
4. Rešeršní část .....	22
4.1 Segmentace optického disku využívající metodu narůstání oblasti .....	22
4.2 Segmentace optického disku využívající morfologické metody a přizpůsobení aktivní kontury .....	24
4.3 Metoda segmentace optického disku založena na rekonstrukci matic nízkého řádu ....	26
4.4 Metoda segmentace optického disku řízená rozvodím .....	29
4.5 Segmentace optického disku na základě algoritmu adaptivního prahování .....	30
4.6 Lokalizace optického disku založena na regionální segmentaci .....	32
5. Algoritmus pro automatickou segmentaci optického disku .....	34
5.1 Předzpracování obrazu .....	34
5.1.1 Model RGB a výběr chrominační složky .....	35
5.1.2 Jasová transformace .....	36
5.1.3 Ostření obrazu .....	37
5.1.4 Ekvalizace histogramu .....	38
5.1.5 Mediánová filtrace .....	39
5.1.6 Bilaterální filtrace .....	40
5.2 Segmentace optického disku .....	41

5.2.1	Metoda aktivních kontur .....	41
5.2.1.1	Modely aktivních kontur.....	42
5.2.1.1.1	„Snake“ model.....	42
5.2.1.1.2	Balónová model .....	42
5.2.1.2	Implementace metody aktivních kontur.....	43
5.2.1.2.1	Numerický postup implementace.....	43
5.2.1.2.2	Aktivní kontura a její umístění.....	45
5.2.2	Energetická mapa .....	46
5.2.3	Binární model optického disku .....	47
5.3	Geometrické parametry optického disku.....	48
6.	Testování algoritmu .....	49
6.1	Testování nastavení parametrů metody aktivních kontur .....	49
6.1.1	Počet iterací .....	49
6.1.2	Časový krok .....	49
6.1.3	Lambda 1 a lambda 2 .....	50
6.1.4	Poloměr aktivní kontury .....	50
6.2	Testování algoritmu na snímcích z databáze DRIONS .....	51
6.3	Testování algoritmu na snímcích z databáze DRIVE .....	54
6.4	Testování algoritmu na snímcích z databázi RIMONE.....	57
6.5	Testování algoritmu na snímcích z databáze RIGA .....	60
6.6	Testování algoritmu na snímcích z Fakultní nemocnice Ostrava – Centrum pro děti s vadami zraku .....	63
7.	Vyhodnocení výsledků .....	66
	Závěr .....	74
	Seznam použité literatury .....	75
	Seznam příloh .....	78
	Příloha I. Příloha v IS Edison.....	79



## Seznam použitých symbolů a zkratek

<b>nm</b>	nanometr
<b>mm</b>	milimetr
<b>lat.</b>	latinsky
<b>ROP</b>	retinopatie nedonošených
<b>VEGF</b>	vaskulární endotelový růstový faktor
<b>např.</b>	například
<b>Mpix</b>	megapixel
<b>CCD</b>	nábojově vázaný prvek
<b>OD</b>	optický disk
<b>CLAHE</b>	adaptivní ekvalizace histogramu
<b>GHz</b>	gigahertz
<b>GB</b>	gigabyte
<b>RAM</b>	operační paměť
<b>FNO</b>	Fakultní nemocnice Ostrava
<b>jpg</b>	obrazový formát
<b>png</b>	obrazový formát
<b>tif</b>	obrazový formát

## Seznam obrázků

Obrázek 1 Anatomie oka [3] .....	14
Obrázek 2 Struktura sítnice [4].....	15
Obrázek 3 Patologické procesy u ROP .....	17
Obrázek 4 Zóny sítnice [9].....	18
Obrázek 5 Nonmydriatická fundus kamera NIDEK AFC-230/210 [11].....	19
Obrázek 6 Snímek sítnice pořízený fundus kamerou [21] .....	20
Obrázek 7 RetCam 3 [13].....	21
Obrázek 8 Snímek sítnice pořízený RetCam 3 [23].....	21
Obrázek 9 Algoritmus metody rostoucí oblasti pro automatickou segmentaci optického disku .....	23
Obrázek 10 (a) Barevný snímek sítnice, (b) intenzitně vyvážený snímek po odstranění cév, (c) segmentace optického disku na předzpracovaném snímku, (d) Segmentace optického disku na barevném snímku sítnice .....	24
Obrázek 11 Blokové schéma navržené metody .....	25
Obrázek 12 (a) Vstupní snímek, (b) Červený kanál, (c) Hranový snímek, (d) Dilatovaný snímek, (e) Skeletonizovaný snímek, (f) Snímek s vyplněným OD, (g) Vyhlazený snímek, (h) Finální snímek .....	26
Obrázek 13 Blokové schéma metody.....	27
Obrázek 14 Snímek před a po předzpracováním .....	27
Obrázek 15 Diagram pravděpodobnosti optického disku .....	28
Obrázek 16 Snímek po zpracování pseudo-barvami.....	28
Obrázek 17 Výsledek Houghovy transformace .....	28
Obrázek 18 Výsledný graf.....	29
Obrázek 19 Blokové schéma použité metody .....	29
Obrázek 20 (a) Původní snímek, (b) Segmentovaný snímek .....	30
Obrázek 21 Blokové schéma metody.....	31
Obrázek 22 (a) Barevný snímek, (b) Vyznačený monochromatický snímek, (c) Segmentovaný vyznačený optický disk, (d) Červený kanál, (e) Červený kanál po předzpracování, (f) Segmentovaný optický disk .....	32
Obrázek 23 Blokové schéma navržené metody .....	33
Obrázek 24 (a) Monochromatický snímek, (b) Region pro detekci optického disku, (c) Lokalizace OD .....	33
Obrázek 25 Blokové schéma navrženého algoritmu.....	34
Obrázek 26 Blokové schéma předzpracování.....	34
Obrázek 27 Model RGB [25] .....	35
Obrázek 28 Barevný retinální snímek.....	35
Obrázek 29 Rozklad na jednotlivé chrominační složky: a) červená chrominační složka b) zelená chrominační složka c) modrá chrominační složka.....	36
Obrázek 30 Monochromatický snímek .....	36
Obrázek 31 Jasové transformace [27] .....	37
Obrázek 32 a) Snímek před jasovou transformací b) Snímek po jasové transformaci .....	37
Obrázek 33 a) Snímek před ostřením b) zaostřený snímek .....	38
Obrázek 34 a) Snímek před ekvalizací b) Snímek po ekvalizaci.....	39
Obrázek 35 a) Snímek před mediánovou filtrací b) Snímek po filtraci .....	40
Obrázek 36 a) Snímek před bilaterální filtrací b) snímek po bilaterální filtraci .....	41
Obrázek 37 Blokové schéma segmentace optického disku .....	41
Obrázek 38 Segmentace levé plíce pomocí Snake modelu [32].....	42
Obrázek 39 Segregace znaménka pomocí Balónové metody [32].....	43
Obrázek 40 Blokové schéma implementace aktivních kontur.....	43
Obrázek 41 Umístění inicializační křivky .....	45

Obrázek 42 Evoluce křivky aktivní kontury v rámci 250 iterací (iterační krok = 50) .....	45
Obrázek 43 a) Snímek po použití aktivní kontury b) Energetická mapa snímku .....	46
Obrázek 44 Energetická mapa snímku s barevným pruhem .....	46
Obrázek 45 a) Snímek po binarizaci b) Inverzní snímek .....	47
Obrázek 46 Celý průběh segmentace: a) Monochromatický snímek b) Evoluce aktivní kontury c) Energetická mapa snímku d) Segmentovaný snímek.....	47
Obrázek 47 Celý průběh segmentace: a) Monochromatický snímek b) Evoluce aktivní kontury c) Energetická mapa snímku d) Segmentovaný snímek.....	48
Obrázek 48 Nastavení iteračního kroku aktivní kontury.....	49
Obrázek 49 Nastavení časového kroku .....	49
Obrázek 50 nastavení parametrů Lambda 1 a Lambda 2 .....	50
Obrázek 51 Nastavení poloměru kružnice .....	50
Obrázek 52 Retinální snímky DRIONS .....	52
Obrázek 53 Předzpracované snímky DRIONS.....	52
Obrázek 54 Metoda aktivních kontur.....	53
Obrázek 55 Segmentované snímky DRIONS.....	53
Obrázek 56 Retinální snímky DRIVE.....	55
Obrázek 57 Předzpracované snímky DRIVE .....	55
Obrázek 58 Metoda aktivních kontur.....	56
Obrázek 59 Segmentované snímky DRIVE .....	56
Obrázek 60 Retinální snímky RIMONE .....	58
Obrázek 61 Předzpracované snímky RIMONE.....	58
Obrázek 62 Metoda aktivních kontur.....	59
Obrázek 63 Segmentované snímky RIMONE.....	59
Obrázek 64 Retinální snímky RIGA.....	61
Obrázek 65 Předzpracované snímky RIGA.....	61
Obrázek 66 Metoda aktivních kontur.....	62
Obrázek 67 Segmentované snímky RIGA .....	62
Obrázek 68 Postup algoritmu u snímků ze systému RetCam3 (Pacient 8): a) nativní snímek b) předzpracovaný snímek c) aktivní kontura d) segmentovaný snímek .....	64

## Seznam tabulek

Tabulka 1 Výpočetní čas potřebný k segmentaci metodou rostoucí oblasti.....	23
Tabulka 2 Skóre překrytí a výpočetní čas segmentace .....	26
Tabulka 3 Parametry algoritmu pro databázi DRIONS .....	51
Tabulka 4 Geometrické parametry snímků DRIONS .....	54
Tabulka 5 Nastavení parametrů pro databázi DRIVE.....	54
Tabulka 6 Geometrické parametry snímků DRIVE.....	57
Tabulka 7 Nastavené parametry algoritmu pro databázi RIMONE.....	57
Tabulka 8 Geometrické parametry snímků RIMONE .....	60
Tabulka 9 Nastavené parametry algoritmu pro databázi RIGA.....	60
Tabulka 10 Geometrické parametry snímků RIGA .....	63
Tabulka 11 Nastavené parametry algoritmu pro databázi FNO .....	63
Tabulka 12 Geometrické parametry snímků FNO.....	65
Tabulka 13 Výsledky databáze DRIONS.....	67
Tabulka 14 Výsledky databáze RIMONE.....	68

Tabulka 15 Výsledky databáze DRIVE .....	70
Tabulka 16 Výsledky databáze RIGA.....	71
Tabulka 17 Výsledky databáze FNO .....	72

## Úvod

Tato bakalářská práce slouží jako objektivní hodnocení retinálních snímků, které jsou fyziologické, ale i snímků, ve kterých jsou patologické nálezy, jakými jsou například retinopatie nedonošených, hamartomy, toxoplazma nebo hemoragie. Při analýze retinálních snímků se optický disk používá jako vztažný bod. Například velikost optického disku se používá pro porovnání velikosti retinálních lézí, kdežto jeho poloměr slouží k určování vzdáleností objektů na sítnici. V této době není možné snímky pořízené systémem RetCam 3 objektivně hodnotit, jsou pouze vyhodnocovány subjektivním pozorováním lékaře, který využívá své praktické zkušenosti, popřípadě geometrické pomůcky, jako například pravítko, které přikládá k monitoru se snímkem. Vyhodnocení retinálních snímků pomocí tohoto algoritmu by mohlo usnadnit a urychlit práci lékařům při diagnostice na oftalmologických klinikách.

Cílem této bakalářské práce je vytvoření algoritmu pro automatickou segmentaci optického disku, který by mohl být použit s pomocí malých úprav parametrů pro retinální snímky z více databází nebo pro snímky pořízené jinými snímacími zařízeními. Použité retinální snímky jsou z veřejných databází DRIVE, DRIONS, RIGA a RIMONE, jejichž retinální snímky jsou pořízeny fundus kamerou a databáze Fakultní nemocnice v Ostravě – Centrum pro děti s vadami zraku, jejíž snímky jsou pořízeny systémem RetCam 3. Hlavním cílem bakalářské práce je co nejpřesněji segmentovat a vypočítat parametry optického disku (plocha, obvod, osa X a osa Y), které by se co nejméně lišily vlivem umístění aktivní kontury.

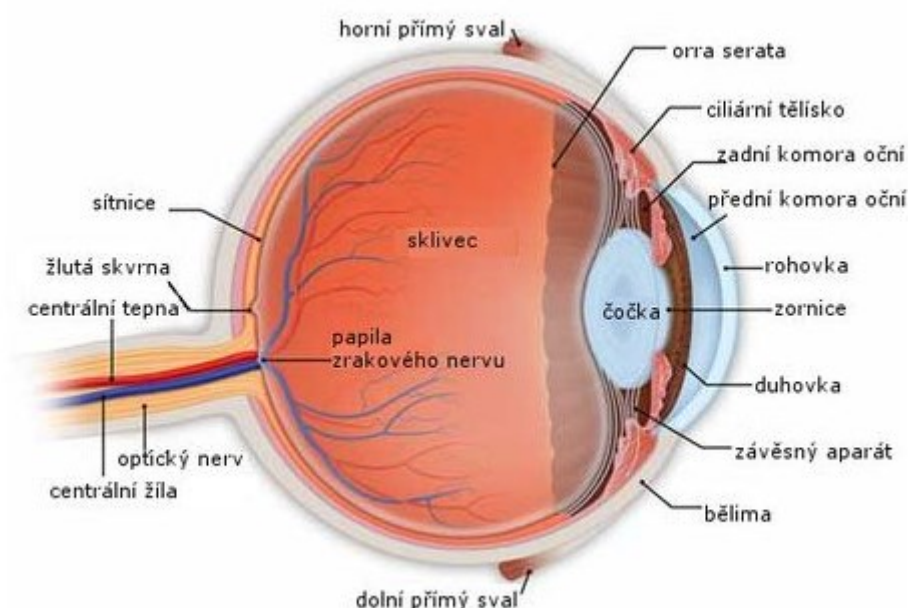
Teoretická část bakalářské práce je věnována anatomii oka, především stavbě sítnice. Dále retinopatii nedonošených, která představuje velké riziko oslepnutí u předčasně narozených dětí zejména ve vyspělých zemích. V závěru teoretické části jsou shrnuty zobrazovací metody očního lékařství, které se používají především k zobrazení zadního segmentu oka. Pro snímání zadního segmentu se používají fundus kamera a systém RetCam 3.

Rešeršní část bakalářské práce je zaměřena na moderní metody automatické segmentace optického disku. Na toto téma je napsáno velké množství odborných publikací, reprezentující různé metody, jakými jsou například metoda aktivních kontur, narůstání oblasti, adaptivního prahování atd.

Praktická část bakalářské práce tvoří největší a nejdůležitější blok věnující se návrhu algoritmu pro automatickou segmentaci optického disku, který je rozdělen na předzpracování obrazu, samotnou segmentaci optického disku a výpočet jeho geometrických parametrů. Nakonec je algoritmus testován na 63 retinálních snímcích a dále je vyhodnocena jeho přesnost pro každou databázi.

## 1. Anatomie oka

Oko (Obrázek 1) je smyslový orgán, který poskytuje vnímání světla a barev o vlnové délce 400 až 760 nm. V sítnici oka dochází k transformaci fotochemického jevu na bioelektrické signály. Zrakový orgán je tvořen oční koulí a přídatnými očními orgány a je umístěn v obličejové části lebky, v očníci. Oční koule je přibližně kulovitého tvaru, je uloženo ve vazivovém obalu a zepředu chráněno očním víčkem. Oční koule je tvořena dvěma oddíly, přičemž přední oddíl (rohovka) je menší a jeho poloměr zakřivení je 7-8 mm. Zadní oddíl (bělma) má poloměr zakřivení 11-12 mm. Dále je oční koule tvořena stěnou oční koule a jejím obsahem.



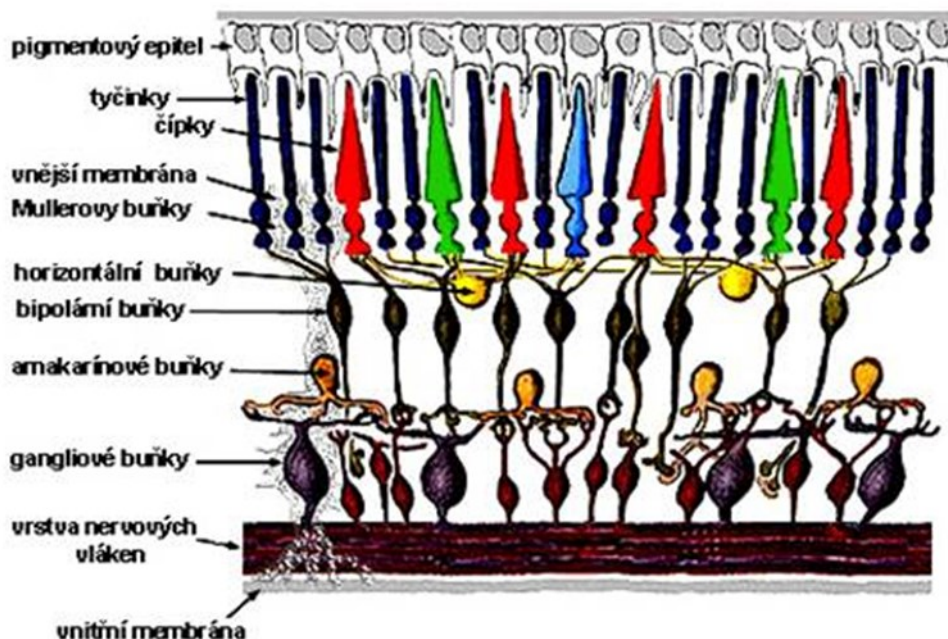
Obrázek 1 Anatomie oka [3]

Stěna oční koule se skládá ze zevní, prostřední a vnitřní vrstvy, přičemž každá vrstva zastupuje jinou úlohu. Zevní vazivová vrstva je tuhá a pevná a zaručuje stabilitu tvaru oční koule. V zevní vrstvě se nacházejí úpony šlach a okohybných svalů. Zevní vrstva je složena z bělimy a rohovky. Bělma je tuhá a pevná vazivová blána, která má bílou barvu, jejíž vnitřek tvoří lamelózní svazky kolagenních a elastických fibril. Ochraňuje hlubší oddíly oční koule a připojují se na ni šlachy okohybných svalů. Zevní vrstva je od episklerálního prostoru a prostřední vrstvy oddělena řídkým vazivem. Zepředu je bělma překryta spojivkou a do zadní části bělimy vstupují vlákna zrakového nervu spolu se sítnicovými cévami. Na přední straně bělimy je velký otvor, do kterého je vsazena rohovka. Rohovka je průhledná, má kulovitý tvar a je pokryta dlaždicovým epitelem, ve kterém se nachází nervová zakončení, tudíž je rohovka citlivá na dotek.

Prostřední vrstva je tenká a nachází se pod vnější vrstvou. V prostřední vrstvě se nachází cévy a hladké svalové buňky, které umožňují akomodaci oka, podle množství vstupujícího světla. Prostřední vrstva je tvořena cévnatkou, řasnatým tělesem a duhovkou. Cévnatka je hladká černohnědá blána, která obsahuje velké množství cév, kterými jsou vyživovány tyčinky a čípky. Dutinová strana cévnatky je bohatě pigmentovaná, díky čemuž pohlcuje světelné paprsky a zabraňuje přesvětlení oka. V zadní části cévnatky se nachází otvor, kterým procházejí vlákna zrakového nervu a sítnicové cévy. Cévnatka

vepředu přechází do řasnatého tělesa. Řasnaté těleso má prstencový tvar a je tvořeno hladkou svalovinou a vazivem. Na řezu má řasnaté těleso tvar trojúhelníku. Svalovina řasnatého tělesa je uspořádána do tří směrů a její kontrakce uvolňuje závěsný aparát čočky. Čočka díky tomu mění svůj tvar a optickou mohutnost. Dopředu se řasnaté těleso ztlusťuje a navazuje na duhovku. Duhovka je nejvíce vysunutou částí střední vrstvy a má tvar mezikruží. Zbarvení duhovky zapříčiňuje množství pigmentu, které se nachází v její přední části. Uvnitř duhovky je zastoupena hladká svalovina. Ve středu duhovky se nachází kruhovitý otvor zornice. Duhovka slouží jako světelná clona, jelikož pomocí papilárního reflexu je sítnice schopna měnit si své osvětlení.

Vnitřní vrstvu oka tvoří sítnice (Obrázek 2), která vystylá celou dutinovou stranu oční koule. Sítnice je rozdělena na dva odlišné oddíly. Nejvýznamnější částí oční koule je optická část sítnice, která se nachází v zadním oddílu sítnice. Optická část sítnice je tenká křehká blána, oranžové až červené barvy, jež naléhá na cévnatku. V laterální části se nachází žlutá skvrna, ve které jsou v největším množství nashromážděny čípky, které jsou kratší než tyčinky a díky kterým rozeznáváme barvy, přičemž jeden čípek dokáže rozeznat pouze jednu barvu. Tyčinky se nacházejí v celé optické části sítnice, kromě žluté a slepé skvrny a slouží především k rozeznání intenzity světla. Ve středu optické části sítnice se nachází prohlubeň (lat. fovea centralis), ve které je místo nejostřejšího vidění, jelikož je v ní promítán centrální paprsek. Mediálně od žluté skvrny se nachází slepá skvrna, kterou prochází zrakový nerv do oční koule. [1] [2]



Obrázek 2 Struktura sítnice [4]

## 1.1 Vývoj sítnice

Pigmentová vrstva a optická část sítnice je tvořena zvlášť. Pigmentová vrstva se vyvíjí ze stěn očního pohárku. Zadní vrstva zevního očního pohárku umožňuje vzniknout optické části sítnice, která je zprvu tvořena vývojovými buňkami, ze kterých se postupně vyvíjejí tyčinky a čípky. Jádra tyčinek a čípku tvoří zevní jadernou vrstvu. Vnitřní jaderná vrstva je tvořena bipolárními buňkami a jsou na ní axony nervových buněk, které se sbíhají ve zrakový nerv. Přední vnitřní vrstva očního pohárku

umožňuje vzniknout slepé části sítnice, která svým rozdělením vytváří vnitřní vrstvu duhovky a řasnaté těleso. [5]

## **1.2 Optický disk a zrakový nerv**

Optický disk neboli slepá skvrna je místo optické části sítnice, kterým prochází zrakový nerv předtím, než je rozvrstven na jemná nervová vlákna. Má tvar kruhu a jeho průměr je přibližně 1 mm. Optický disk je tvořen pigmentovou vrstvou a nejsou v něm obsaženy žádné smyslové buňky. I přes absenci smyslových buněk si mozek dokáže doplnit chybějící obraz, díky čemuž člověk slepou skvrnu nevnímá. Zrakový nerv je druhý párový hlavový nerv a je speciálním sensorickým nervem, který se skládá z axonů. Zrakovou informaci přenáší do 17, 18 a 19 týlního laloku mozkové kůry a končí v thalamu. [6] [7]



## 2. Retinopatie nedonošených (ROP)

Retinopatie nedonošených (ROP) je onemocnění vyvíjející se sítnice a je nejčastější příčinou vrozené slepoty. Postiženými jsou nejčastěji předčasně narozené děti, jež se narodily před 32. gestačním týdnem a jejich hmotnost nedosahuje 1500 gramů. V 90 % případů se ROP samovolně zastaví a následně ustoupí. Ve zbylých 10 % ROP pokračuje a je nutná léčba. [8]

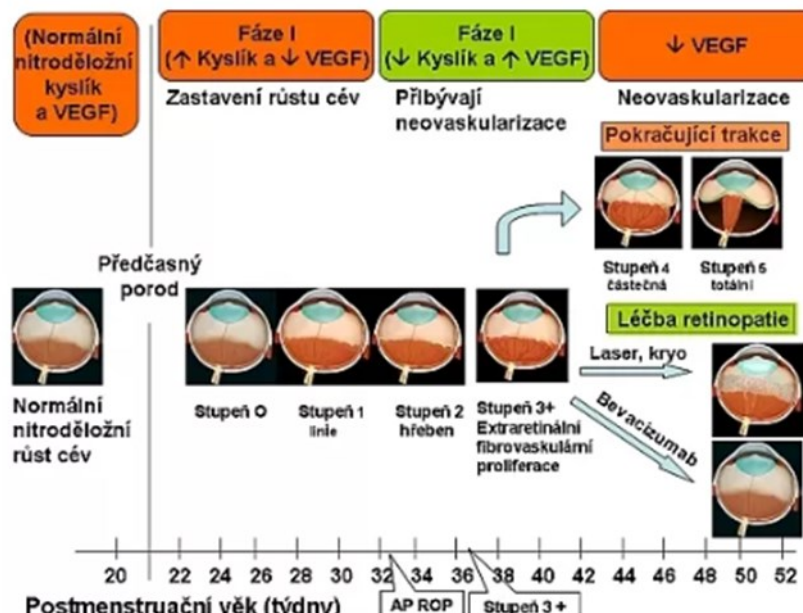
### 2.1 Patogeneze a příznaky ROP

U předčasně narozených dětí, není vaskularizace u nezralé sítnice dokončena. V inkubátorech, kde je koncentrace kyslíku nad 40 %, dochází k vazokonstrikci sítnicových cév, což způsobuje ischemii sítnice. Po ukončení oxygenoterapie dochází k dilataci sítnicových cév a neovaskularizaci. Novotvořené cévy rychle prorůstají mezi vaskulární a avaskulární sítnicí a zobrazují se jako černý lem. Proliferace probíhá k ora serrata, ale i po zadní ploše svrašťujícího se sklivce do sklivcového prostoru. Dilatace způsobuje krvácení a další proliferaci. Výsledkem proliferace je trakční odchlípnutí sítnice, jenž je způsobeno posunutím periferní sítnice dopředu. [8]

### 2.2 Klasifikace ROP

ROP je rozdělena do 5. stadií (Obrázek 3), přičemž první dvě samovolně ustupují, třetí je rizikové, čtvrté a páté je prognosticky závažné.

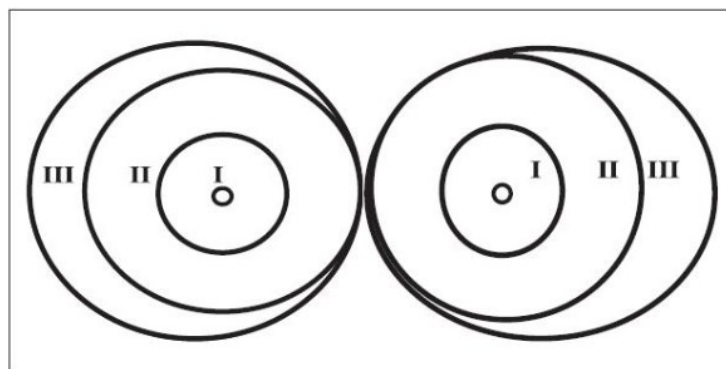
První stadium je charakteristické demarkační linií, která odděluje vaskulární a avaskulární částí sítnice. V druhém stádiu se vytváří hřebínek, který odděluje vaskulární a avaskulární část sítnice. V prvních dvou stádiích dochází pouze k mírné neovaskularizaci. Ve třetím stadiu je hřebínek jasně červený s extraretinální fibrovaskulární proliferací, která je doprovázena neovaskularizací s krevními výrony, které často krvácejí do sklivce. Ve čtvrtém stádiu dochází k částečnému odchlípnutí sítnice. V případě poškození žluté skvrny dokáže dítě rozeznat pouze světlo a stín. Páté stadium je charakterizováno úplným odchlípnutím sítnice, jež znamená totální slepotu. [9]



Obrázek 3 Patologické procesy u ROP

### 2.3 Lokalizace ROP

Sítňice je rozdělena do tří zón (Obrázek 4), které informují o patologických změnách. První zóna je nejvnitřnější kruh sítňice obsahující makulární krajinu. Druhá zóna představuje oblast střední třetiny sítňice, která zasahuje až k nosnímu okraji. Třetí zóna představuje zbylou zevní třetinu sítňice. [9]



Obrázek 4 Zóny sítňice [9]

### 2.4 Plus forma

Plus forma neboli plus onemocnění může být přítomno při kterémkoliv stádiu ROP a signalizuje probíhající hypoxii sítňice. Plus forma je charakteristická vaskulární dilatací a turtuozitou v oblasti zadního pólu oka. Dalším projevem může být neohebnost zornice, neovaskularizace cév na duhovce a vitreální zkalení. Plus forma se značí znaménkem plus (+), které se přidává k probíhajícímu stádiu ROP (např. 2+). Délka onemocnění je několik týdnů, ve výjimečných případech pouze několik dnů. [9]

### 2.5 Screening ROP

Pro zahájení screeningu je důležitá hmotnost a stáří dítěte. Vyšetření se provádí dětem s hmotností pod 1500 gramů, jež jsou narozené před 31. gestačním týdnem. Vyšetření mohou podstoupit i děti s hmotností vyšší než 1500 gramů nebo děti narozené po 31. gestačním týdnu například z důvodu opakované krevní transfuze, nebo oxygenoterapie. Nejdůležitější je správné zvolení prvního termínu (timing) vyšetření, optimálně by k vyšetření mělo dojít buď 5. týden postnatálního věku nebo 31. týden postkoncepčního věku, podle toho, který nastane dříve. Při samotném vyšetření je zornice dilatována 2,5% phenylephrenem nebo 2% hematotropinem, provádí se nepřímou oftalmoskopií a je doporučeno provádět topickou anestezii. Frekvence kontrol záleží na lokalizaci a stupni ROP, eventuálně na přítomnosti plus formy. [9]

### 2.6 Prevence a léčba ROP

Základním preventivním opatřením je koncentrace kyslíku v inkubátoru, která by neměla přesahovat 30 % a nedonošené děti postupně převádět na koncentraci kyslíku v atmosféře. Nedonošené dítě by mělo podstupovat prohlídky zkušeným oftalmologem, který by měl včas zjistit známky fibrovaskulárních proliferací. Nejpozději ve třetím stádiu by měla být provedena fotokoagulace, popřípadě kryopexie, nebo jejich kombinace. Provedením těchto zákroků by se proces ROP měl zastavit. [8] [9]

### 3. Zobrazovací metody v očním lékařství

Zobrazovací metody v očním lékařství se dělí podle zkoumané oblasti na zobrazovací metody předního segmentu oka a metody pro zobrazení zadního segmentu oka. Do předního segmentu oka patří rohovka, duhovka, čočka a další. Přední segment oka se vyšetřuje například ultrazvukem, digitální štěrbinovou lampou, Pentacamem a dalšími přístroji. Ve své bakalářské práci se zabývám segmentací optického disku, který patří do zadního segmentu oka, spolu se sítnicí a cévnatkou, které jsou především vyšetřovány níže popsanými přístroji. Mezi další používané přístroje pro zobrazení zadního segmentu oka patří například optická koherentní tomografie, fluoresceinová angiografie. [20]

#### 3.1 Fundus kamera

Fundus kamera (Obrázek 5) je přístroj, který slouží k zobrazení zadního segmentu oka (Obrázek 6), především k zobrazení papily zřetivého nervu, makuly a periferní části sítnice. Přístroj využívá princip nepřímé oftalmologie tzn. uvnitř přístroje je zabudován zdroj primárně bílého světla, který může být modifikován různě barevnými (červený, zelený, žlutý) filtry. Zdroj světla je fokusován do pacientova oka pomocí optického systému, kde se od sítnice odrazí zpět do objektivu fundus kamery. Snímek je zde upravován pomocí dalšího optického systému. Snímek může být zaznamenán buď na 35 mm kinofilm, nebo může být snímek digitalizován s rozlišením až 18 Mpix pomocí CCD čipů (nábojově vázané prvky). Princip těchto čipů je založen na dopadání světla na čip, ve kterém vytvářejí elektrický náboj (elektrony). Tyto elektrony se nemohou na čipu pohybovat. Elektrony na čipu vytvářejí mřížku, přičemž jedna mřížka reprezentuje jeden obrazový bod neboli pixel. Po digitalizaci může být snímek zvětšován 2,5 až 5x podle šíře fotozáběru. Rozsah fundus kamery je do 45 až 50 stupňů, některé softwarové nástroje umožňují i pořizování panoramatických snímků v rozsahu přes 100 stupňů. Systém Retcam Shuttle je schopen při menším zvětšení zobrazit najednou oční pozadí v šíři až 130 stupňů. Novodobé technologie umožňují kamerám snímat v nonmydriatickém režimu, kterému stačí podmínky a šíře pupily i 3,5 mm. [11] [12]



Obrázek 5 Nonmydriatická fundus kamera NIDEK AFC-230/210 [11]



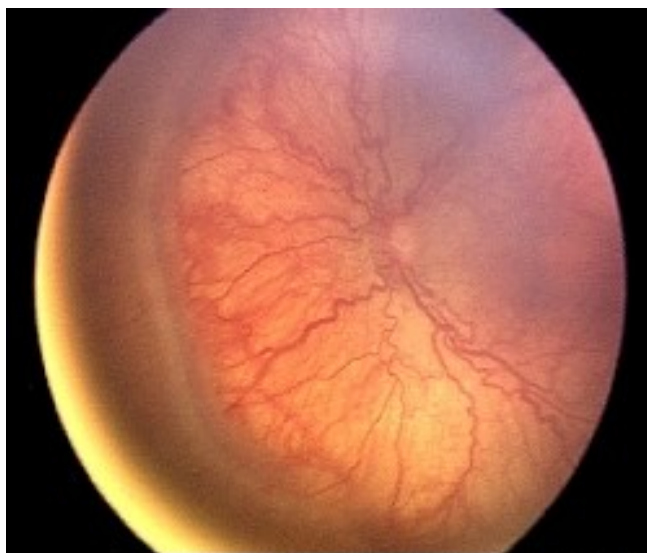
Obrázek 6 Snímek sítnice pořízený fundus kamerou [21]

### 3.2 RetCam 3

RetCam 3 (Obrázek 7) je integrovaný systém s Pentium Dual Core s frekvencí v jádrech 2,4GHz, 2GB paměti RAM a 120GB úložným diskem pro oftalmologickou vizualizaci a fotodokumentaci, který se používá především pro včasnou diagnózu retinopatie nedonošených. Tento systém umožňuje snímání plně barevných snímků, které mohou být okamžitě použity k posouzení sítnice a přední komory. Tyto digitální snímky mohou být okamžitě přeposílány a sledovány podélně v průběhu času. RetCam 3 umožňuje zachycení digitálního snímku dětí a novorozenců. Tento systém disponuje velikou škálou čoček, které se liší v rozsahu. Největší rozsah, až 130 stupňů má tzv. předčasně kojenecká čočka. Standartní dětská čočka snímá v rozsahu 120 stupňů. Čočka s vysokým kontrastem má rozsah 80 stupňů, čočka s velkým zvětšením 30 stupňů a objektiv s rovným portrétem, který se používá pro externí fotografie. Snímky (Obrázek 8) jsou pořizovány ve vysokém rozlišení až 1024x468 pixelů. [13] [22]



Obrázek 7 RetCam 3 [13]



Obrázek 8 Snímek sítnice pořízený RetCam 3 [23]

## 4. Rešeršní část

Bakalářská práce se zabývá metodami automatické segmentace optického disku (OD). Segmentace OD je důležitá z hlediska zjištění závažných očních onemocnění jako jsou například glaukomy nebo různé druhy retinopatií. Na toto téma je napsáno velké množství bakalářských prací, diplomových prací a vědeckých publikací, které využívají různé metody nebo algoritmy, kupříkladu metoda narůstání oblasti, metoda přizpůsobení aktivní kontury nebo algoritmus adaptivního prahování. Každým rokem přibývá počet těchto prací s novými metodami a lepšími výsledky, z čehož lze posoudit, že je o výzkum velký zájem a posouvá se kupředu.

### 4.1 Segmentace optického disku využívající metodu narůstání oblasti

Navrhovaná metoda automatické segmentace optického disku je rozdělena do tří částí a byla testována na retinálních snímcích. Nejprve se zpracovává snímek sítnice, ve kterém dále dochází k detekci středu optického disku pomocí metody dvojitého obrazu. Nakonec je segmentován optický disk technikou rostoucí oblasti.

Počátečním krokem zpracování obrazu sítnice je úprava intenzity obrazu. Ideální obraz intenzity je určen kombinací červené a zelené složky barevného obrazu sítnice přidáním váhy podle následujícího vzorce (1).

$$I = W \times I_r + (1 - W) \times I_g \quad (1)$$

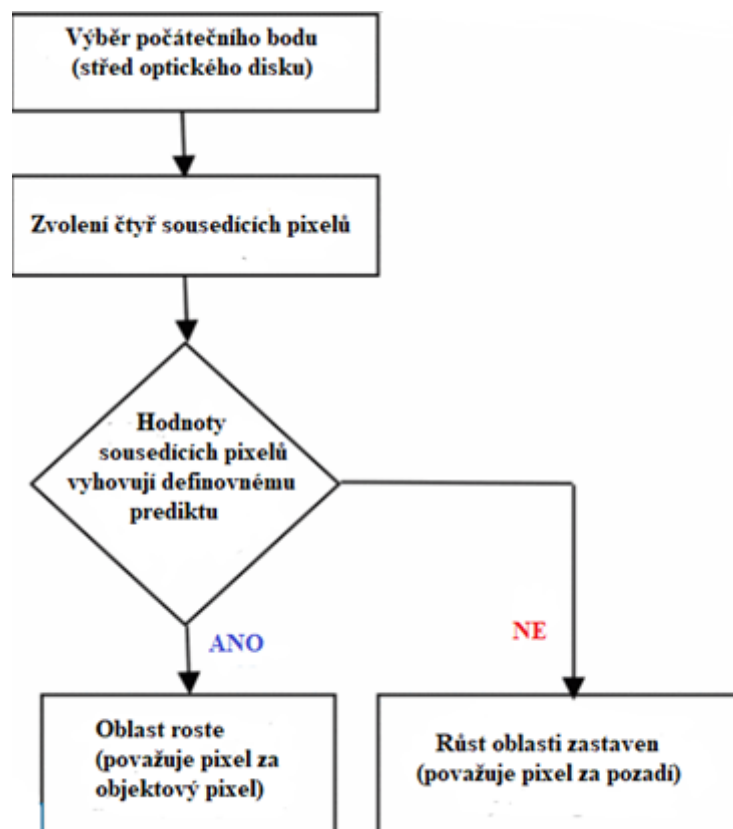
Kde:

$I_r$  – intenzita červené barvy

$I_g$  – intenzita zelené barvy

$W$  – parametr řídící váhu  $I_r$  a  $I_g$

Červená složka má větší váhu z důvodu zachování variace obrazu skrze hranici optického disku a potlačení cév, které mají mnohem větší váhu zelené složky. Segmentace optického disku může být narušena cévami, které z něj vychází. Snížení těchto následků a rušivých parametrů se provádí středním filtrováním pomocí velkého okna. Optický disk je místem, kde končí optický nerv a na retinálních snímcích se jeví jako jasně bílý nebo nažloutlý. Pro segmentaci objektu s jasnou intenzitou se používá metoda dvojitého okna. Střed optického disku je detekován automaticky pomocí extrakce zeleného kanálu. K nalezení řádku středu optického disku prostorem prochází okno rozměrů pro všechny řádky a maxima. Další okno rozměrů prochází nalezeným řádkem pro všechny sloupce a maxima. Místo společného řádku a sloupce je považováno za střed optického disku. V posledním kroku se používá technika rostoucí oblasti (Obrázek 9), jejíž postup začíná od pixelů představujících odlišné oblasti snímku a jejich zvětšování se, dokud nezakrývají celý snímek. Nezbytným faktorem pro zvětšování oblasti je predikát, jenž popisuje růstový mechanismus a kontroluje homogenitu oblasti po každém růstovém kroku. Počátečním bodem pro postup rostoucí oblasti je považován střed optického disku ze zpracovaného obrazu sítnice. Po výběru počátečního bodu je nutné předdefinovat predikát, který je nastaven na průměrné intenzitě čtyř sousedících pixelů a rozhoduje, zda pixely patří optickému disku. Růst oblasti se zastaví ve chvíli, kdy predikát narazí na hranici optického disku, za kterou se intenzita pixelů výrazně liší.



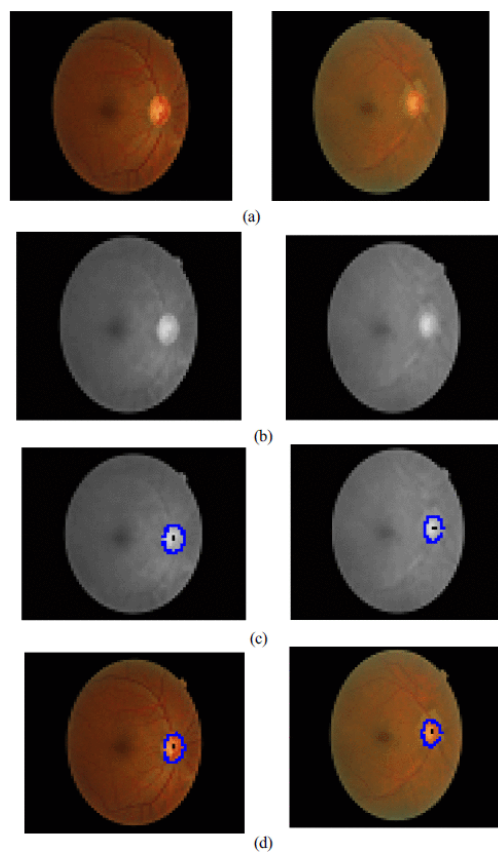
Obrázek 9 Algoritmus metody rostoucí oblasti pro automatickou segmentaci optického disku

Automatická segmentace optického disku pomocí metody rostoucí oblasti byla testována na velké databázi, bohužel přesný počet snímků není v publikaci uveden. Výsledky této metody byly porovnány s výsledky oftalmologů a jsou přesvědčivé (Obrázek 10). Výpočetní čas automatické segmentace optického disku pomocí metody rostoucí oblasti je velmi krátký (Tabulka 1), proto by navrhovaný algoritmus mohl být považován za významný posun směrem kupředu.

Tabulka 1 Výpočetní čas potřebný k segmentaci metodou rostoucí oblasti

Hardware: CPU@ 2.3 GHz, 4Gb RAM, 64bitový operační systém	
Vzorky	Výpočetní čas (v sekundách)
Vzorek 1	16.595731
Vzorek 2	17.554820
Vzorek 3	18.794594
Vzorek 4	17.585893
Vzorek 5	23.02666
Vzorek 6	19.829605
Vzorek 7	20.831074
Vzorek 8	18.034338



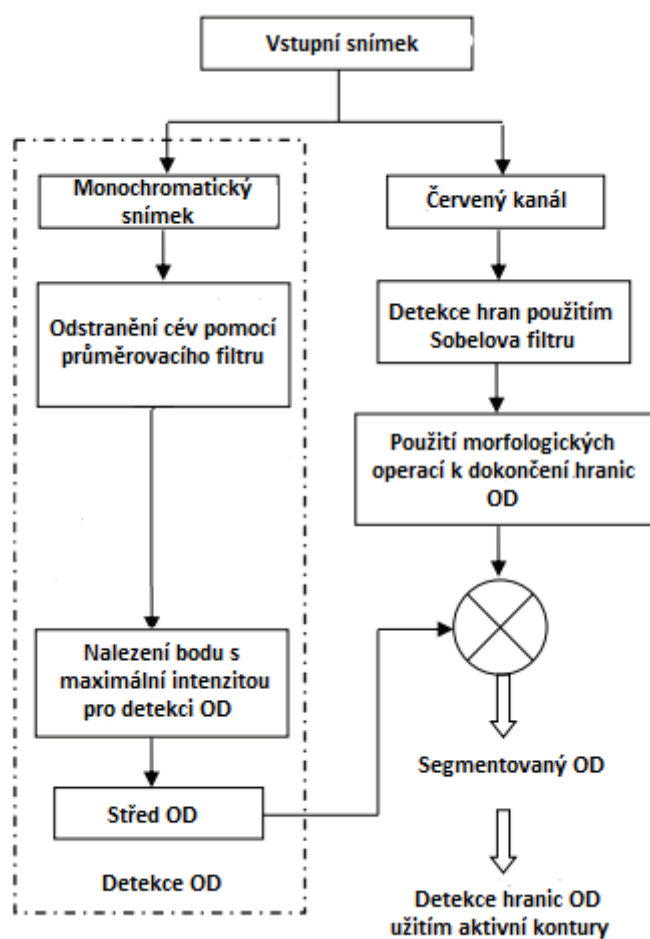


Obrázek 10 (a) Barevný snímek sítnice, (b) intenzitně vyvážený snímek po odstranění cév, (c) segmentace optického disku na předzpracovaném snímku, (d) Segmentace optického disku na barevném snímku sítnice

#### 4.2 Segmentace optického disku využívající morfologické metody a přizpůsobení aktivní kontury

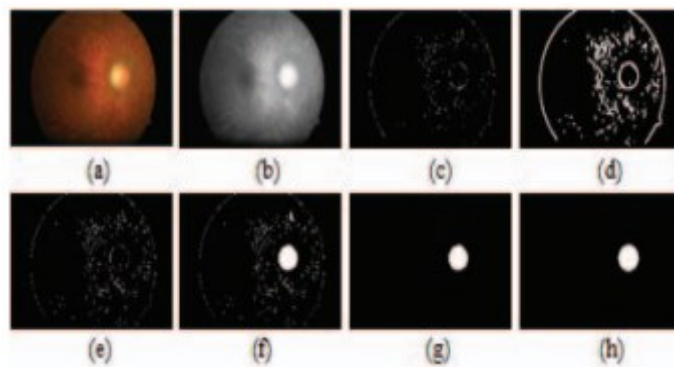
Automatická segmentace optického disku v této práci využívá detekci hran a metodu aktivní kontury. Před segmentací se obraz zpracovává pomocí morfologických operací a vyhlazovacích filtrů pro odstranění cév. Databáze obsahuje 60 retinálních snímků pořízených fundus kamerou. Algoritmus metody je zobrazen v blokovém schématu (Obrázek 11).





Obrázek 11 Blokové schéma navržené metody

Navrhovaná metoda je rozdělena do tří sekcí. Do první sekce, nazvané jako lokalizace, vstupuje monochromatický snímek z fundus kamery. Obraz je rozmazán použitím průměrovacího filtru, jehož velikost je  $51 \times 51$  pixelů, z čehož vyplývá, že je menší než samotný optický disk. Pro nalezení středu optického disku je zapotřebí najít pixel s maximální intenzitou. V druhé sekci pracujeme s extrahovaným červeným kanálem obrazu, z něhož jsou použitím středního filtru odstraněny cévy. K detekci hran optického disku je použit Sobelův hranový operátor, ten je pro větší přesnost doplněn dilatační operací a skeletonizací, která určí přesnou hranici OD. Ohraničený OD je vyplněn a extrahován ze snímku. V poslední sekci dochází k vyhlazení šumu a vytvoření obrysu OD prostřednictvím aktivní kontury. Celý postup je znázorněn na obrázku (Obrázek 12).



Obrázek 12 (a) Vstupní snímek, (b) Červený kanál, (c) Hranový snímek, (d) Dilatovaný snímek, (e) Skeletonizovaný snímek, (f) Snímek s vyplněným OD, (g) Vyhlazený snímek, (h) Finální snímek

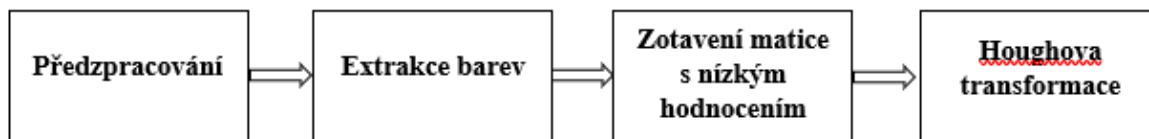
Tato metoda byla testována na databázi 60 snímků z fundus kamery pořízených tamní nemocnicí a byla dostatečně schopná segmentace optického disku s přesnými hranicemi. K porovnání sloužily snímky, ve kterých byly hranice optického disku vyznačeny lékaři. Oba snímky byly hodnoceny skórem překrytí. Z výsledků vyplývá, že skóre se pohybuje okolo 91 % (Tabulka 2).[15]

Tabulka 2 Skóre překrytí a výpočetní čas segmentace

Vzorek	Výpočetní čas (sekundy)	Skóre překrytí
Vzorek 1	24.14	0.9253
Vzorek 2	25.09	0.9174
Vzorek 3	24.44	0.9358
Vzorek 4	23.00	0.9323
Vzorek 5	23.87	0.9294
Vzorek 6	24.24	0.9428
Vzorek 7	23.43	0.921
Vzorek 8	24.5	0.9118
Vzorek 9	24.22	0.9495
Vzorek 10	23.56	0.9407
Vzorek 11	25.61	0.9129
Vzorek 12	25.48	0.9267
Vzorek 13	23.15	0.9174
Vzorek 14	24.29	0.9005
Vzorek 15	23.73	0.9384

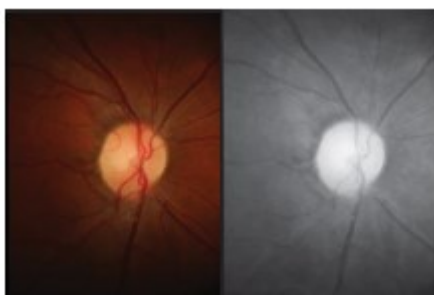
#### 4.3 Metoda segmentace optického disku založena na rekonstrukci matic nízkého řádu

Provedená metoda je rozdělena do čtyř částí a byla testována na 159 retinálních snímcích z databáze MESSIDOR pořízených fundus kamerou. Předzpracování slouží ke zlepšení snímku, ve kterém jsou dále provedeny morfologické operace. Dále je získána mapa výběžků disku. Disk je získán prahovou segmentací a rozdělen Houghovou transformací. Algoritmus metody je zobrazen na blokovém schématu (Obrázek 13).



Obrázek 13 Blokové schéma metody

V první části algoritmu se pracuje se snímky očí červeného kanálu, ze kterých se pomocí morfologických operací odstraní cévy. K zvýšení kontrastu disku a pozadí je použita metoda adaptivní ekvalizace histogramu (CLAHE). Snímek sítnice před a po předzpracování je zobrazen na obrázku (Obrázek 14).



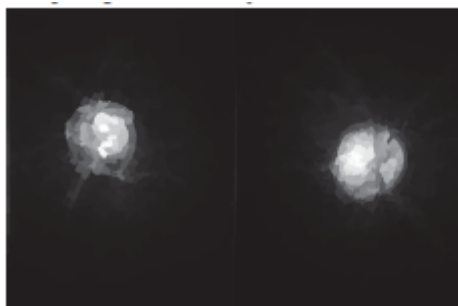
Obrázek 14 Snímek před a po předzpracování

V druhé části se provede extrakce RGB barev, složky odstínu a sytosti pro každý pixel, čímž vznikne pět barevných funkcí. Následně je použit řídicí pyramidový filtr a Gaborův filtr. Řídicí pyramidový filtr generuje dvanáct filtrových odpovědí ve čtyřech různých směrech a třech různých stupnicích pro každý pixel. Gaborův filtr vytváří dvanáct různých orientací ve třech různých stupnicích. Díky těmto filtrům vzniká 53 rysových faktorů, které jsou vertikálně naskládány do vlastních vektorů a zachycují nejčastější snímkové prvky, mezi které patří barvy, hrany a textury.

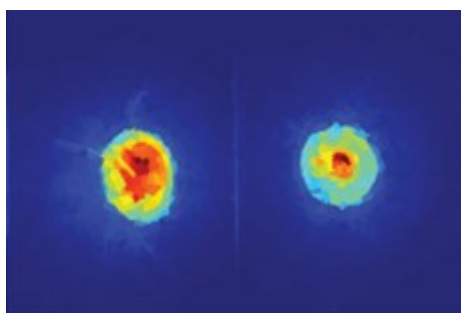
Ve třetí části je oddělen optický disk od pozadí a vytvořen pravděpodobnostní graf použitím teorie obnovy matice nízkého řádu. Dále je snímek segmentován na základě extrahované funkce. Po extrakci je snímek považován za kombinaci optického disku a pozadí, které jsou jako šum v nízkodimenzionálním prostoru. a lze rozložit na dvě části  $F = L + S$ , kde  $L$  je matice nižší pozice znamenající pozadí a  $S$  odpovídá řídké matici představující významnou oblast. Jediný problém nastává v obnově matice nízkého řádu, který může být vyjádřen rovnicí **Chyba! Nenalezen zdroj odkazů.**

$$(L^*, S^*) = \arg \min(\text{rank}(L)) + \lambda |S|_0 \quad (2)$$

Tento problém je vyřešen lineární transformací původního rysu prostoru ze sady tréninkových snímků. Použitím výše uvedené metody jsou získány snímky s pravděpodobnostními diagramy optického disku (Obrázek 15), které jsou následně zvýrazněny pseudo-barevným zpracováním (Obrázek 16).

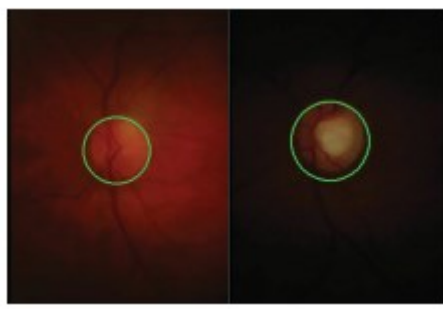


Obrázek 15 Diagram pravděpodobnosti optického disku



Obrázek 16 Snímek po zpracování pseudo-barvami

Pro segmentaci optického disku je použit algoritmus regionální segmentace na bázi Otsu prahování. Nakonec je použita Houghova transformace, která detekuje kruhové oblasti k segmentaci OD. Principem je použití duality bodu a čáry pro změnu dané křivky na bod parametrického prostoru. Výsledek Houghovy transformace je vložen zpět do původního snímku, aby bylo možno sledovat efekt segmentace OD (Obrázek 17).



Obrázek 17 Výsledek Houghovy transformace

Výstupem Houghovy transformace je binární matematický model, přičemž OD je nastaven jako 0 a pozadí jako 1. Výsledný graf vypadá takto (Obrázek 18):

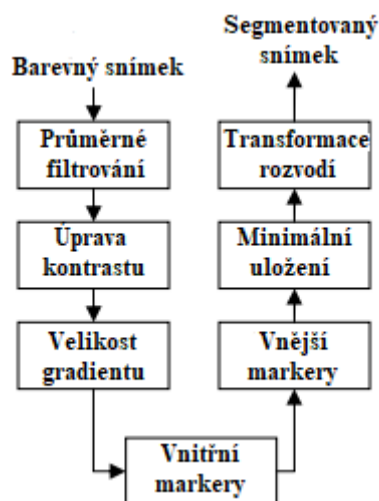


Obrázek 18 Výsledný graf

Metoda byla testována na 159 snímcích z databáze MESSIDOR. Algoritmus kombinuje základní prvky nízké úrovně s naváděním na vyšší úroveň k detekci objektů pomocí matic nízké úrovně. Ve srovnání s tradičním postupem založeným na šabloně je tato metoda rychlejší v průměru o 50.12 sekund na obraz a z tohoto hlediska lze usoudit, že je metoda výpočetně účinná. Segmentován nebyl pouze optický disk, ale i zelený zákal, který není obsahem mé bakalářské práce.[16]

#### 4.4 Metoda segmentace optického disku řízená rozvodím

Navrhovaná metoda se skládá ze tří kroků. V prvním kroku probíhá předzpracování, ve kterém jsou odděleny světlejší objekty od pozadí. Dále je upraven gradientní obraz pomocí značek, a nakonec je použita transformace rozvodím. Metoda byla testována na retinálních snímcích z databáze STARE a DRIVE. Algoritmus metody je zobrazen ve schématu (Obrázek 19).



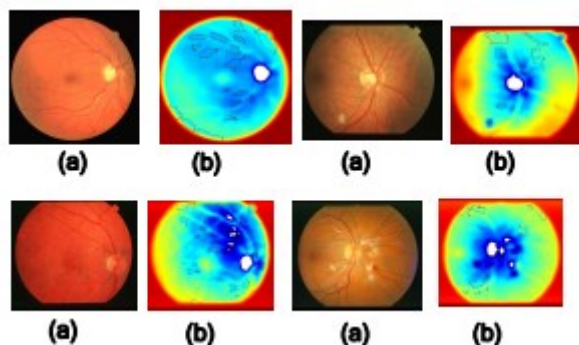
Obrázek 19 Blokové schéma použité metody

V prvním kroku je zapotřebí odfiltrovat optický disk od okolí aplikací průměrného filtru o velikosti 25 x 35 pixelů. Filtr zapříčiňuje splnutí malých objektů s nízkou intenzitou s pozadím, zatímco objekt zájmu, zůstává relativně beze změny. Pro lokalizaci OD je spolehlivé pracovat na zeleném kanálu, jelikož obsahuje dobrý kontrast mezi pozadím a jasnými kompozicemi sítnice, a proto je extrahován. Snímek je vylepšen transformací natahování kontrastu, při které se hodnoty intenzity mírně zvyšují pro tmavé oblasti, a následně upraven negativní transformací.

Aby mohla být použita segmentace rozvodím na gradientní obraz, je zapotřebí použít markery, aby nedocházelo k zašumění obrazu. Rozlišujeme dva typy markerů, interní markery spojené

s předmětem zájmu a externí markery spojené s pozadím. Interní markery vypočítávají skupiny nejjasnějších pixelů patřících do popředí tak, že body v každé oblasti jsou hodnoceny podle úrovně šedého zabarvení. Externí markery rozdělují obraz do jednotlivých oblastí, přičemž každá oblast musí obsahovat interní marker a část pozadí.

Modifikovaný gradientní obraz je segmentován transformací povodím. Nakonec je modifikovaný gradientní obraz překryt s negativním obrazem pro získání výsledného obrazu, který je převeden na RGB snímek pro lepší viditelnost předmětu zájmu. Bílé objekty znázorňují nejjasnější oblasti. Původní obraz je porovnán s výsledným obrazem (Obrázek 20).



Obrázek 20 (a) Původní snímek, (b) Segmentovaný snímek

Metoda byla testována na snímcích z databáze STARE a DRIVE a byla hodnocena podle dvou měřítek, TFP neboli skutečná prediktivní frakce a PV neboli prediktivní hodnota. Úspěšnost metody byla vyhodnocena na 94 % v TFP a 91.9 % v PV. Hlavními výhodami metody jsou ty, že se nemusí volit žádná prahová hodnota, nespolehá se na přístup k detekci cév ani na podmínky tvaru optického disku. Největší výhodou metody je, že algoritmus vypočítává všechny světlé části v jednom záběru. [4]

#### 4.5 Segmentace optického disku na základě algoritmu adaptivního prahování

Metoda byla testována na 63 retinálních snímcích pořízených fundus kamerou z tamní nemocnice. Snímky jsou ve formátu JPEG o rozlišení  $2544 \times 1696$  pixelů. K segmentaci optického disku je snímek nejprve předzpracován a poté je použito prahování. Celý algoritmus lze vidět na blokovém schématu (Obrázek 21).



Obrázek 21 Blokové schéma metody

Předzpracování začíná extrakcí červeného kanálu z barevného snímku, aby bylo možno odlišit optický disk od pozadí. Optický disk obsahuje vysoké hodnoty šedé, díky čemuž je snadno detekován a všechny ostatní pixely mohou být odstraněny. Z červeného kanálu je odečtena střední a směrodatná odchylka, čímž je ze snímku odstraněna informace a snímek je připraven k prahování. Směrodatná odchylka představuje odchylku šedých úrovní pixelů od střední hodnoty a je vyjádřena rovnicí (2).

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \times \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (A(i, j) - \bar{A})^2} \quad (2)$$

Kde:

M = počet řádků pixelů monochromatického snímku

N = počet sloupců pixelů ve monochromatického snímku

A = monochromatický snímek

$\bar{A}$  = průměr monochromatického snímku

$\sigma$  = směrodatná odchylka monochromatického snímku

Histogram předzpracovaného červeného kanálu je vykreslen do grafu a vyhlazen pomocí Gaussova okna, jehož velikost je  $m \times 1$  a díky němuž je určena prahová hodnota pro segmentaci optického disku. Prahová hodnota je vypočítána podle vzorce (3).

$$T_1 = (0.5 \times m) - (2 \times \sigma_G) - (\sigma_{R_1}) \quad (3)$$

Kde:

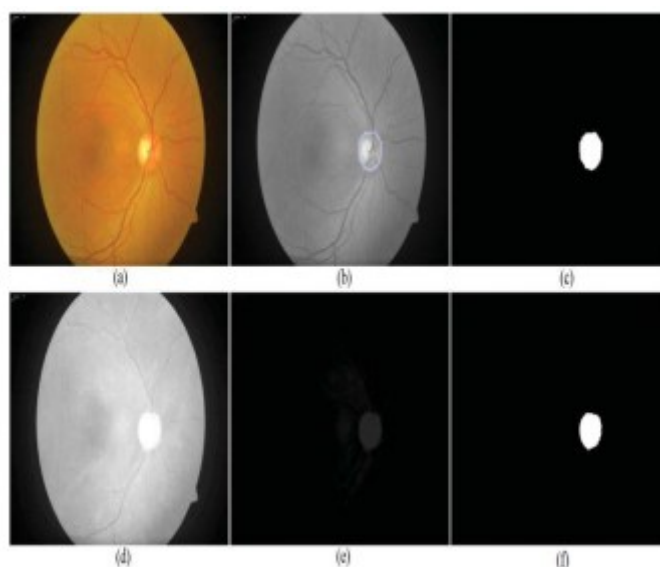
$T_1$  = práh pro segmentaci optického disku

$m$  = velikost Gaussova okna

$\sigma_G$  = směrodatná odchylka Gaussova okna

$\sigma_{R1}$  = směrodatná odchylka předzpracovaného červeného kanálu

Výsledkem prahování je binární obraz segmentovaného optického disku, který je dále podroben morfologickému uzavření a morfologickému otevíření. Celý průběh metody lze vidět na obrázku (Obrázek 22).



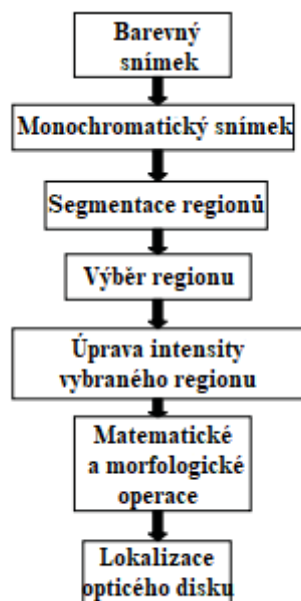
Obrázek 22 (a) Barevný snímek, (b) Vyznačený monochromatický snímek, (c) Segmentovaný vyznačený optický disk, (d) Červený kanál, (e) Červený kanál po předzpracování, (f) Segmentovaný optický disk

Tato metoda byla testována na 63 obrázcích, přičemž algoritmus metody selhal v pěti případech. Segmentované snímky optického disku byly porovnávány se snímky, ve kterých byl optický disk vyznačen doktorem. Přesnost segmentace byla 92.06 % a výpočetní čas 3.313 sekund v programu MATLAB R2008a. Metoda se dále zabývá segmentací optického pohárku, což není obsahem mé bakalářské práce.[18]

#### 4.6 Lokalizace optického disku založena na regionální segmentaci

Lokalizace optického disku lze rozdělit do dvou fází. V první fázi probíhá regionální segmentace a ve druhé fázi lokalizace optického disku. Metoda byla testována na 100 retinálních snímcích z databáze MESSIDOR a 40 retinálních snímcích z databáze DRIVE. Algoritmus metody je zobrazen ve schématu (Obrázek 23).

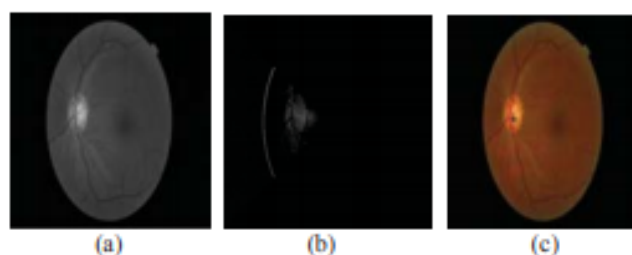




Obrázek 23 Blokové schéma navržené metody

V první fázi je snímek změněn na počet pixelů v řádku a sloupci a poté je nalezeno těžiště, podle kterého je snímek rozdělen do čtyř segmentů (A, B, C, D). Na základě předpokladu umístění optického disku je pravděpodobné, že se nachází v segmentu C nebo D, čímž se výpočetní čas lokalizace výrazně zkrátí.

V druhé fázi je lokalizovaná přesná pozice optického disku pomocí matematických a morfologických operací. Nejprve je zvýšena intenzita vybraných segmentů, které jsou následně otočeny o  $180^\circ$  a je vypočítána jejich průměrná hodnota pixelu. Podle průměrné hodnoty pixelu je vybrán segment, ve kterém se podle algoritmu nachází optický disk, tento segment je převeden do binární podoby. Za střed optického disku je označeno místo s nejjasnějšími pixely. Postup metody je vidět na obrázku (Obrázek 24).



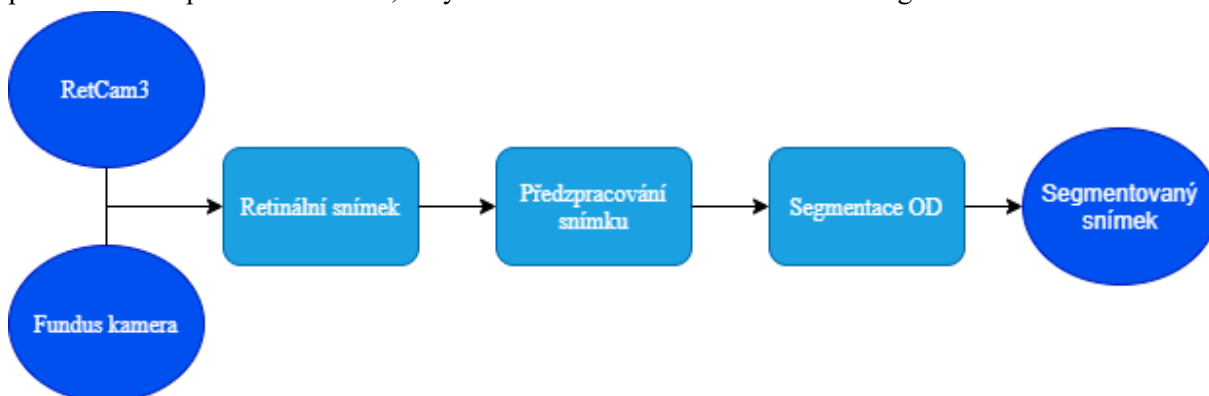
Obrázek 24 (a) Monochromatický snímek, (b) Region pro detekci optického disku, (c) Lokalizace OD

Navrhovaná metoda byla testována na snímcích sítnice z databází MESSIDOR a DRIVE. Úspěšnost lokalizace středu optického disku je 90 % ze snímků databáze MESSIDOR a 95 % ze snímků databáze DRIVE. V tomto článku jde primárně o lokalizaci středu optického disku, regionální segmentace slouží pouze jako prostředek. [19]

## 5. Algoritmus pro automatickou segmentaci optického disku

Hlavním cílem této bakalářské práce je navrhnout a vytvořit algoritmus pro automatickou segmentaci optického disku. Praktická část bakalářské práce bude věnována teoretickému návrhu algoritmu, použitým metodám, návrhu komplexního segmentačního modelu, testování modelu na reálných klinických datech, testování robustnosti algoritmu a zhodnocení výsledků. K testování byla použita data z veřejných databází DRIVE, STARE, DRIONS, RIGA a RIMONE, která byla pořízena Fundus kamerou a dále byla poskytnuta data Fakultní nemocnicí v Ostravě – Centrum pro děti s vadami zraku, které byla pořízena systémem RetCam3. Data pořízené systémem RetCam3 nejsou pouze fyziologické, ale obsahují i patologické nálezy. Pro testování bylo použito 36 retinálních snímků pořízené Fundus kamerou a 27 snímků pořízených systémem RetCam3.

Při návrhu algoritmu je potřeba zvážit vlastnosti retinálních snímků pořízených Fundus kamerou a systémem Retcam3. Zatímco na snímcích pořízených Fundus kamerou je lépe viditelný optický disk, ve snímcích pořízených systémem RetCam3 dominují retinální cévy. Z tohoto důvodu je nutné vytvořit dva algoritmy, které se budou lišit pouze v nastavení jednotlivých parametrů. Algoritmus (Obrázek 25) se bude skládat z předzpracování snímku, segmentace optického disku, extrakce geometrických parametrů a implementace šumu, díky čemuž bude otestována robustnost algoritmu.



Obrázek 25 Blokové schéma navrženého algoritmu

### 5.1 Předzpracování obrazu

V každém pořízeném obraze se vyskytuje šum, rušení, nebo světelné či další vlivy, jenž kazí kvalitu obrazu. Pro následné použití je nutno obraz upravit tak, aby splňoval podmínky pro další zpracování. Úprava obrazu je zahrnuta v procesu předzpracování, v němž se používají základní postupy a operace, které slouží například k úpravě kontrastu a jasu, potlačení šumu, úpravě histogramu, zaostření obrazu a různým filtracím. [24]

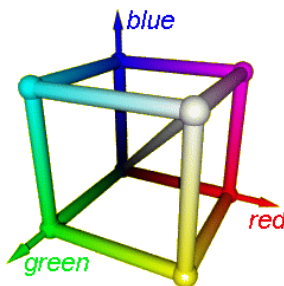
Hlavním cílem předzpracování v této bakalářské práci je nalézt vhodnou chrominační složku obrazu, ve které je optický disk nejlépe viditelný, jeho hranice s okolím jsou dostatečně ostré, ale zároveň cévy uvnitř optického disku jsou odfiltrovány. Celý proces předzpracování je znázorněn v blokovém schématu (Obrázek 26).



Obrázek 26 Blokové schéma předzpracování

### 5.1.1 Model RGB a výběr chrominační složky

Model RGB je základní barevný model, jenž se používá při zobrazování na monitoru a který se vyznačuje tím, že se skládá ze tří základních složek, červené (Red) o vlnové délce 700 nm, zelené (Green) o vlnové délce 546,1 nm a modré (Blue) o vlnové délce 435,8 nm. Pro získání jiné barvy, se používá aditivní míchání primárních barev. Model RGB je vyobrazen jako jednotková krychle reprezentující barvy (Obrázek 27). Na vrcholech krychle se nachází všechny barvy a mezi těmito vrcholy se určuje pouze odstín určité barvy. Na diagonále mezi černou a bílou se nachází odstíny šedi. [25]

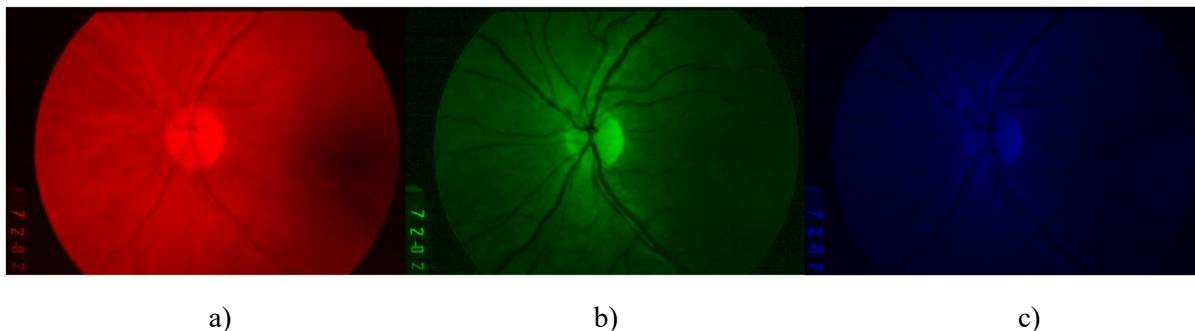


Obrázek 27 Model RGB [25]

Každá chrominační složka má v obraze jinou vlastnost a zaostřuje nebo upozadňuje jiné objekty obrazu. Při rozložení původního retinálního snímku (Obrázek 28) na tři základní chrominační složky (Obrázek 29) je zřejmé, že modrá chrominační složka není vhodná z důvodu celkového ztmavení obrázku a nedostatečného zvýraznění optického disku vůči okolí. Zelená chrominační složka optický disk zvýrazní dostatečně, ale zároveň zvýrazní i cévy, které by mohli měnit parametry optického disku a negativně tak ovlivnit segmentaci. Nejvhodnější chrominační složkou u snímků pořízených fundus kamerou je červená z důvodu dostatečného zvýraznění optického disku a zároveň potlačení cév. U snímků pořízených systémem RetCam 3, které mají jiné vlastnosti je nejvhodnější spojení zelené a červené chrominační složky.

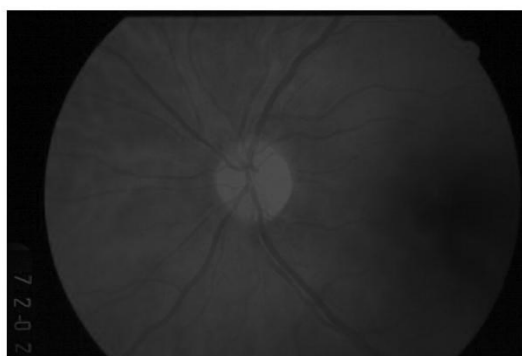


Obrázek 28 Barevný retinální snímek



Obrázek 29 Rozklad na jednotlivé chrominační složky: a) červená chrominační složka b) zelená chrominační složka c) modrá chrominační složka

Nakonec je uskutečněna monochromatická úprava snímku pro větší zvýraznění optického disku. To je provedeno tak, že barevný snímek je převeden na snímek v šedotónové škále barev odstraněním informací o odstínu a nasycení, ovšem zachováním jasu pixelů. (Obrázek 30). [26]



Obrázek 30 Monochromatický snímek

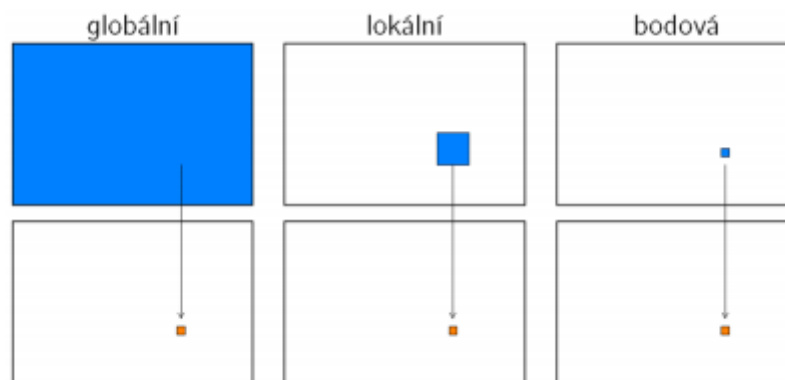
### 5.1.2 Jasová transformace

Jasová transformace je změna jasové stupnice, která nezávisí na poloze v obraze. Existuje několik druhů transformací podle okolí vyšetřovaného pixelu, které se dělí podle toho, jak je nová hodnota pixelu vypočítána (Obrázek 31). U globální jasové transformace je nová hodnota vypočítána z celého obrazu. Nová hodnota pixelu lokální jasové transformace je vypočítána z hodnot lokálního okolí pixelu. Bodová jasová transformace, vypočítává novou hodnotu pixelu jen z hodnoty téhož pixelu. Jasová transformace lze popsat vztahem (4).

$$q = T(p) \quad (4)$$

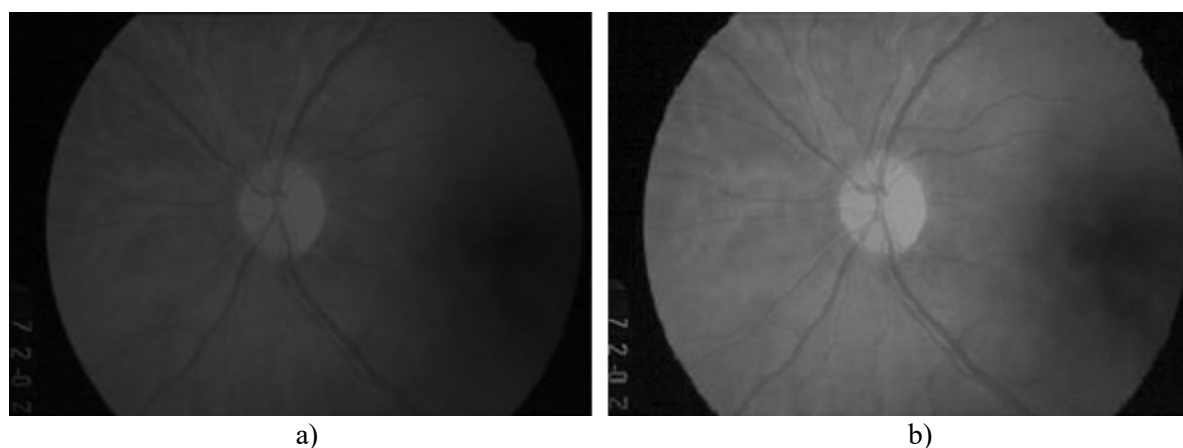
Kde:

q = nová hodnota jasu  
p = vstupní hodnota jasu  
T = transformační funkce



Obrázek 31 Jasové transformace [27]

Jasová transformace umožňuje měnit kontrast v obraze. V navrženém předzpracování je jasová transformace použita za účelem zesvětlení obrazu, díky čemuž je optický disk oproti pozadí zvýrazněn, tudíž jsou jeho parametry lépe zjistitelné (Obrázek 32). Program Matlab obsahuje funkci, která využívá bodovou jasovou transformaci. [27] [28]



Obrázek 32 a) Snímek před jasovou transformací b) Snímek po jasové transformaci

### 5.1.3 Ostření obrazu

V obraze se nacházejí hrany, což jsou obrazové elementy. Hrana je vektorová veličina, která je určena směrem a velikostí, které vycházejí z gradientu obrazové funkce v obrazovém elementu. Hrana určuje body obrazu, jejichž kontrast barev je rozdílný. Prudký přechod z černé na bílou lze pozorovat jako ostrou hranu. Pokud je přechod z černé na bílou postupný, hrana je rozmazaná. Cílem ostření obrazu je upravit obraz tak, aby v něm byly hrany strmější, což je docíleno zdůrazněním vysokých frekvencí. Ostření obrazu lze popsat vztahem (5).

$$f(i,j) = g(i,j) - C \times S(i,j) \quad (5)$$

Kde:

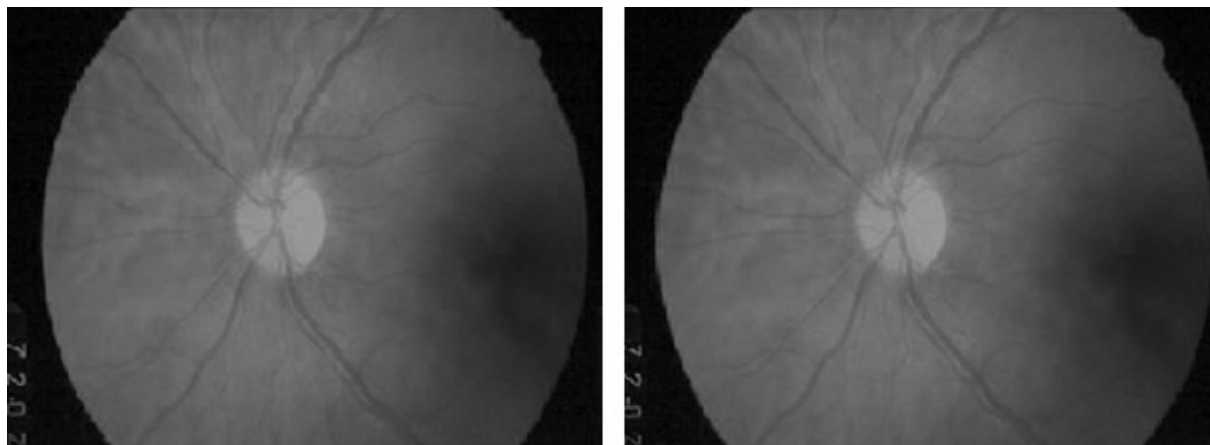
$f$  = výsledný zostřený obraz

$g$  = obraz před ostřením

$C$  = kladný součinitel udávající sílu ostření

S = obrazový operátor udávající strmost změny obrazové funkce v určitém bodě

V navrženém algoritmu je použita metoda unsharp. Tato technika byla původně používána ve vydavatelském průmyslu a je založena na odečtení rozmazané (neostrého) verze obrazu od verze zaostřené. Rozmazaná verze obrazu obsahuje větší množství nižších frekvencí než originální obraz a odečtením těchto nižších frekvencí od originálního obrazu se docílí zaostření objektů (hran) než obsahují vyšší frekvence. Tento krok předzpracování je důležitý z hlediska zaostření hran optického disku. Při porovnání snímků před a po zaostření (Obrázek 33) nelze pozorovat velký rozdíl, ovšem i tak je tento krok velmi důležitý k celkovému předzpracování a následující segmentaci. [28] [29]



a)

b)

Obrázek 33 a) Snímek před ostřením b) zaostřený snímek

#### 5.1.4 Ekvalizace histogramu

Ekvalizace histogramu je operace, při níž dochází k úpravě kontrastu obrazu s využitím jeho histogramu, zejména u obrazů s blízkými hodnotami ekvalizace zvyšuje lokální kontrast. Při této metodě jsou ve vyrovnaném histogramu jednotlivé jasové úrovně zastoupeny v přibližně stejné četnosti pro celý interval jasů. Hlavní uplatnění této metody je u snímků, které jsou příliš světlé nebo tmavé, jelikož zvýšení kontrastu může vést ke zvýraznění některých struktur. Ekvalizace histogramu lze vyjádřit vztahem (6).

$$\sum_{i=0}^k G(q_i) = \sum_{i=0}^k H(p_i) \quad (6)$$

Kde:

p = jas ve vstupním obraze v intervalu  $\langle p_0, p_k \rangle$

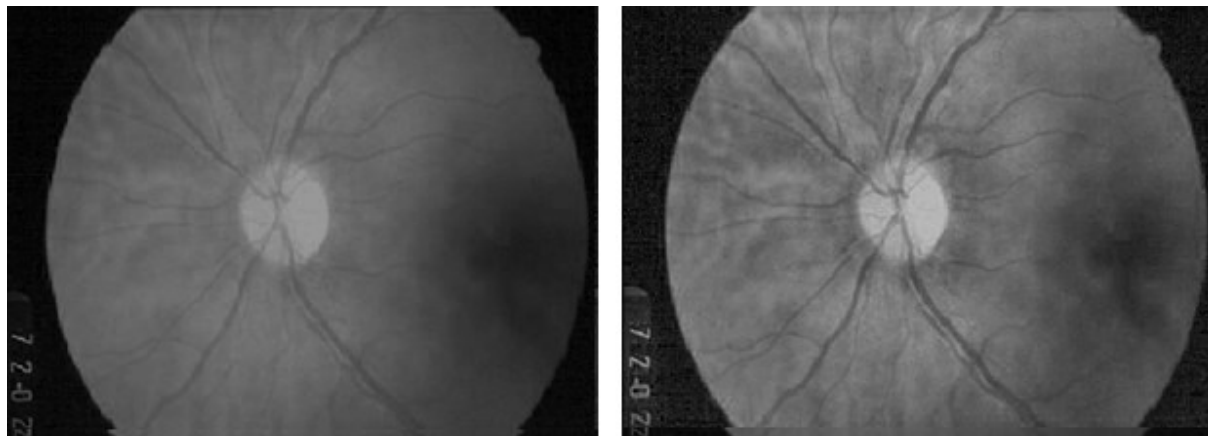
q = jas ve výstupním obraze v intervalu  $\langle q_0, q_k \rangle$

H(p) = histogram vstupního obrazu

G(q) = histogram výstupního obrazu

V navrženém algoritmu byla použita metoda CLAHE, což je metoda využívající adaptivní ekvalizaci histogramu. Metoda CLAHE nepracuje s celým obrazem, ale obraz si rozdělí na takzvané dlaždice, se kterými poté pracuje zvlášť. V každé dlaždici dochází k vylepšení kontrastu, podle předem nastavené hodnoty distribuce. Uměle vyvolané hranice mezi sousedními dlaždicemi jsou odstraněny

bilinéární interpolací, čímž se dlaždice zpětně spojují do celého obrazu. V homogenních oblastech je kontrast omezen, jelikož by mohl být zesílen i případně vyskytující se šum. Díky této metodě je optický disk od snímku lépe detekovatelný a jeho hranice ostřejší, jediným negativním efektem metody je zesílení kontrastu cév uvnitř optického disku, které bude potřeba odfiltrovat (Obrázek 34). [28] [30]



a)

b)

Obrázek 34 a) Snímek před ekvalizací b) Snímek po ekvalizaci

#### 5.1.5 Mediánová filtrace

V posledním kroku předzpracování retinálních snímků pořízených fundus kamerou je použit mediánový filtr, který patří mezi nelineární filtry a slouží k potlačení impulsního šumu a redukuje stupeň rozmazání hran. Mediánová filtrace využívá takzvané dvojrozměrné diskrétní konvoluce, jež provádí operace s maticí jiné matice, nazývané jako konvoluční jádro nebo maska. Průběh mediánové filtrace spočívá v pohybu masky, jejíž obvyklý rozměr je 3 x 3 nebo 5 x 5, jež se pohybuje po obraze a provádí součin každého koeficientu masky s hodnotou v obraze. Nakonec je proveden součet všech těchto hodnot a výsledný hodnota je uložena jako nový obrazový bod. Mediánová filtrace se dá vyjádřit pomocí vztahu (7):

$$g(x, y) = \sum_{s=-1}^1 \sum_{t=-1}^1 m(s, t) f(x - s, y - t) \quad (7)$$

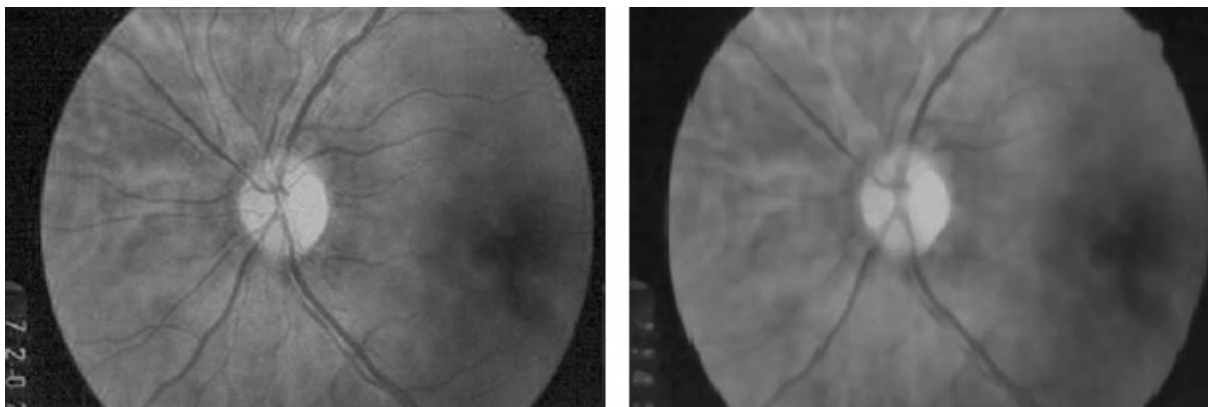
Kde:

$g(x, y)$  = výsledný segment obrazu

$m$  = konvoluční matice

$x, y$  = pozice v prostoru

V navrženém algoritmu je využita maska s rozměrem 15x15 (Obrázek 35) z důvodu výrazných retinálních cév, které by mohly zapříčinit nedokonalé rozpínání aktivní kontury a tím i zkreslení celkové velikosti optického disku. Pokud by byla filtrační maska příliš malá, cévy by nebyly rozmazány, čímž by byla znehodnocena struktura optického disku. Naopak kdyby byla filtrační maska příliš velká, hranice optického disku by nebyla dostatečně ostrá a aktivní kontura by se dále rozvíjela i po okolních strukturách. [28] [31]



a)

b)

Obrázek 35 a) Snímek před mediánovou filtrací b) Snímek po filtraci

### 5.1.6 Bilaterální filtrace

Pro retinální snímky pořízené systémem RetCam 3 je použita bilaterální filtrace. Bilaterální filtr je nelineární filtr, jehož výhody spočívají v redukci šumu a zachování ostrých hran v obraze. Princip tohoto filtru je založen tím, že intenzita každého pixelu je nahrazena váženým průměrem okolních pixelů. K určení intenzity je použita Gaussovska distribuce, která závisí na euklidovské vzdálenosti pixelů a radiometrických rozdílech, mezi které patří například rozdíl rozsahu, hloubka, vzdálenost a intenzita barev. Bilaterální filtr je definován jako (8):

$$I^{filtrovaný}(x) = \frac{1}{W_p} \sum_{x_i \in \Omega} I(x_i) f_r(\|I(x_i) - I(x)\|) g_s(\|x_i - x\|) \quad (8)$$

Kde:

$I^{filtrovaný}$  = snímek po filtraci

$I$  = originální snímek

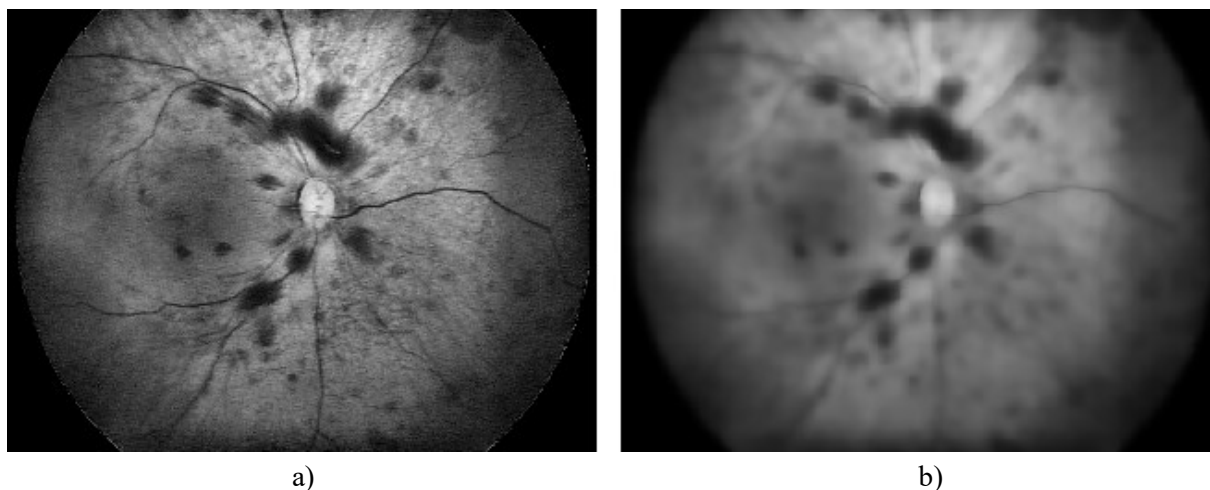
$x$  = souřadnice filtrovaného pixelu

$f_r$  = filtrační jádro pro vyhlazování rozdílů intenzit

$g_s$  = prostorové jádro pro vyhlazování rozdílů v souřadnicích

Při filtraci snímků se nastavují dva parametry. Parametr rozsahu  $\sigma_r$ , který je nastaven na hodnotě 100, přičemž čímž vyšší tento parametr je, tím se intenzita obrazu ustaluje. Prostorový parametr  $\sigma_s$  je nastaven na hodnotu 5, přičemž čím větší tento parametr je, tím větší plocha je vyhlazena. Proces bilaterální filtrace je zobrazena níže (Obrázek 36). [37]

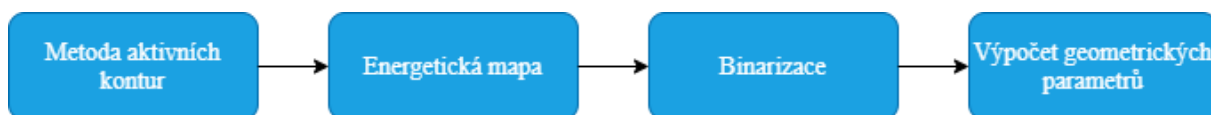




Obrázek 36 a) Snímek před bilaterální filtrací b) snímek po bilaterální filtraci

## 5.2 Segmentace optického disku

Hlavním blokem navrženého algoritmu je segmentace optického disku. K segmentaci jsou určeny snímky, jež byly upraveny při procesu předzpracování. Hlavním cílem segmentace je ohraničení optického disku od okolí pomocí rozdílné intenzity pixelů. K segmentaci je využita metoda aktivních kontur, které mají podobný tvar jako optický disk a postupně se deformují, dokud nenarazí na hranici optického disku. Po segmentaci je snímek převeden na energetickou mapu, která pracuje s barevnou mapou a každému pixelu určí energii a hodnotu. Podle hodnot z energetické mapy podstoupí snímek binarizaci, jejímž výsledkem je černobílý snímek, přičemž bílá barva reprezentuje objekt zájmu a černá barva reprezentuje okolí. Postup segmentace je zobrazen na obrázku (Obrázek 37).



Obrázek 37 Blokové schéma segmentace optického disku

### 5.2.1 Metoda aktivních kontur

Aktivní kontura je typ segmentační techniky, která slouží k oddělení pixelů zájmu od okolí a lze definovat jako proces získání deformovatelných modelů nebo sktruktur pomocí energetických sil a omezení. Aktivní kontury vytvářejí hranice pro vyžadovanou oblast zájmu v obraze, které podstupují interpolačním procesem. Interpolační proces může být lineární, „spline“ a polynomiální, který popisuje křivku v obraze. Hlavní aplikací aktivních kontur při segmentaci obrazu je definování hladkého tvaru kontury a vytvoření uzavřeného obrysu dané oblasti a jejich nejčastější využití je v medicíně, kde bývají snímky často poškozeny šumem či jinými artefakty. Mezi modely aktivních kontur patří například „Snake“ model, „Snake“ model s gradientovým vektorem, balónový model a geodetické nebo geometrické obrysy.

Aktivní kontury vytvářejí parametrickou křivku nebo obrys. Křivost modelů je určena pomocí různých obrysových algoritmů pomocí vnitřních a vnějších sil. Energetická funkce je vždy spojená s křivkou definovanou na obrázku, přičemž vnější energie je definována jako kombinace sil způsobených obrazem, který se specificky používá k řízení polohy obrysu v obraze a vnitřní energii k řízení deformovatelných změn. [32]

### 5.2.1.1 Modely aktivních kontur

V dnešní době známe několik modelů využívajících aktivní kontury, které se liší svým tvarem, využitím a numerickým postupem. Mezi nejznámější modely patří již výše zmíněné „Snake“ modely, balónový model, geometrické obrysy a další. [32]

#### 5.2.1.1.1 „Snake“ model

„Snake“ model (Obrázek 38) je technika používána pro širokou škálu segmentačních případů. Model pracuje především podle identifikace a nastínění cílového objektu. Tento model je konfigurován použitím „spline“ zaměřeného na minimalizaci energie následované různými silami, které řídí segmentační křivku. „Spline“ je matematický výraz pro množinu polynomů, které se používají k odvození geometrických obrazců, jakými jsou například křivky. Tento model používá kubický polynom a je vhodný k práci se složitými cílovými objekty kvůli tomu, že umí obraz rozdělit na menší cíle. „Snake“ model lze vyjádřit vztahem (9): [32]

$$v(s, t) = (x(s, t), y(s, t)) \quad (9)$$

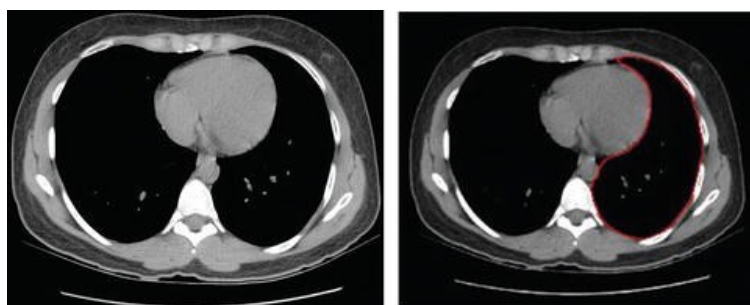
Kde:

$x, y$  = dvourozměrné křivky

$v$  = „spline“ parametr v rozsahu 0-1

$s$  = lineární parametr  $\in [0, 1]$

$t$  = časový parametr  $\in [0, \infty]$



Obrázek 38 Segmentace levé plíce pomocí Snake modelu [32]

#### 5.2.1.1.2 Balónový model

Balónový model (Obrázek 39) slouží k překonání „Snake“ modelu a odstranění jeho omezení, které spočívají v tom, že „Snake“ model, který je menší, než obrys minima se bude nadále zmenšovat a toto minimum nenajde. Balónový model obsahuje inflační termín indukovaný do sil působících na „Snake“ model. Balónový model zahrnuje nafukující a hustící sílu, které mohou přemoci sílu slabých okrajů, čímž umožňují nálezy minima. Inflační termín lze popsat rovnicí (10): [32]

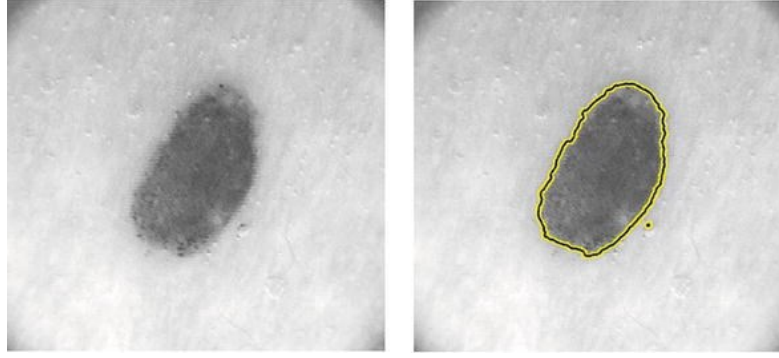
$$F_{inflation} = k_1 \vec{n}(s) \quad (10)$$

Kde:

$F_{inflation}$  = hustící síla

$k_1$  = velikost křivky

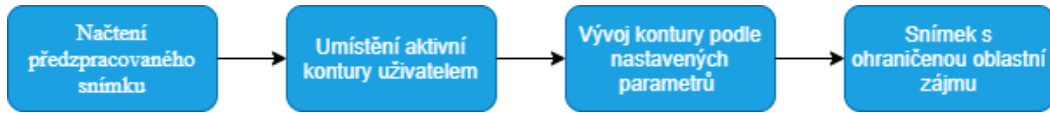
$\vec{n}$  = normálový vektor křivky



Obrázek 39 Segregace znaménka pomocí Balónové metody [32]

### 5.2.1.2 Implementace metody aktivních kontur

V této bakalářské práci je předlohou pro implementaci metody aktivních kontur článek [33] od Li Wanga, z něhož je převzat kód v MATLABU. Jedná se o metodu aktivních kontur bez hran, která je vhodná pro méně kvalitní snímky s vysokým obsahem šumu a jasovou nehomogenitou. Postup implementace aktivních kontur je znázorněn níže (Obrázek 40). [31] [34]



Obrázek 40 Blokové schéma implementace aktivních kontur

#### 5.2.1.2.1 Numerický postup implementace

V úvodu autor definuje nový energetický funkcionál využívající dvojité integrace, jenž slouží k rozložení intenzit jednotlivých bodů (11):

$$E^{LGDF} = \int_{\Omega} E_x^{LGDF} dx = \int_{\Omega} (\sum_{i=1}^N \int_{\Omega_i} -\omega(x-y) \log p_{i,x}(I(y)) dy) dx \quad (11)$$

kde  $p_{i,x}(I(y))$  představuje funkci rozložení hustoty pravděpodobnosti v oblasti  $\Omega_i$ , což znamená rozdělení šedí hodnoty v této oblasti.  $\omega(x-y)$  představuje váhovou funkci, a  $-\log p$  je přechod z maximalizace k požadované minimalizaci.

Lze předpokládat, že obraz může být rozdělen do dvou oblastí: popředí  $\Omega_1$  a pozadí  $\Omega_2$ . Level-setová funkce  $\varphi$  popředí bude větší než nula, zatímco level-setová funkce pozadí bude menší než nula. Pomocí Heavisideovy funkce  $H$  lze energetický funkcionál vyjádřit jako (12):

$$\begin{aligned} E_x^{LGDF}(\varphi, u_1(x), u_2(x), \sigma_1(x)^2, \sigma_2(x)^2) \\ = - \int \omega(x-y) \log p_{1,x}(I(y)) M_1(\varphi(y)) dy - \int \omega(x-y) \log p_{2,x}(I(y)) M_2(\varphi(y)) dy \end{aligned} \quad (12)$$

kde  $M_1(\varphi(y)) = H(\varphi(y))$  a  $M_2(\varphi(y)) = -H(\varphi(y))$  a lze přepsat jako (13):

$$E^{LGDF}(\varphi, u_1, u_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2) = \int_{\Omega} E_x^{LGDF}(\varphi, u_1(x), u_2(x), \sigma_1(x)^2, \sigma_2(x)^2) dx \quad (13)$$

Ke zpřesnění výpočtu zahrnujícího level-set funkci a její evoluci, je potřeba upravit tuto funkci upravit tak, aby nedocházelo k odchýlení aktivní kontury od dané vzdálenosti (14):

$$P(\varphi) = \int \frac{1}{2} (|\nabla \varphi(x)| - 1)^2 dx \quad (14)$$

Dále je potřeba upravit nulovou level-set funkci omezením délky této funkce (15):

$$L(\varphi) = \int |\nabla H(\varphi(x))| dx \quad (15)$$

Celkový energetický funkcional se nyní dá přepsat takto (16):

$$F(\varphi, u_1, u_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2) = E^{LGDF}(\varphi, u_1, u_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2) + vL(\varphi) + \mu P(\varphi) \quad (16)$$

kde  $v$  a  $\mu$  jsou váhové konstanty a jejich hodnota je větší než 0. V praxi lze Heavisideova funkce aproximovat vyhlazovací funkcí, jež je definována jako (17):

$$H_\varepsilon = \frac{1}{2} \left[ 1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{x}{\varepsilon}\right) \right] \quad (17)$$

derivací funkce  $H_\varepsilon$  získáme následující vyhlazovací funkci (18):

$$\delta_\varepsilon = H'_\varepsilon = \frac{1}{\pi} \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + x^2} \quad (18)$$

Aproximace energetického funkcionalu lze poté vyjádřit jako (19):

$$F_\varepsilon(\varphi, u_1, u_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2) = E_\varepsilon^{LGDF}(\varphi, u_1, u_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2) + vL_\varepsilon(\varphi) + \mu P_\varepsilon(\varphi) \quad (19)$$

Minimalizace energetické funkce lze dosáhnout pomocí rovnice gradientu klesajícího toku (20):

$$\frac{\partial \varphi}{\partial \varepsilon} = -\delta_\varepsilon(\varphi)(e_1 - e_2) + v\delta_\varepsilon(\varphi) \operatorname{div}\left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|}\right) + \mu \left( \nabla^2 - \operatorname{div}\left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|}\right) \right) \quad (20)$$

kde (21) (22):

$$e_1(x) = \int_\Omega \omega(y - x) \left[ \log(\sigma_1(y)) + \frac{(u_1(y) - 1(x))^2}{2\sigma_1(y)^2} \right] \quad (21)$$

$$e_2(x) = \int_\Omega \omega(y - x) \left[ \log(\sigma_2(y)) + \frac{(u_2(y) - 1(x))^2}{2\sigma_2(y)^2} \right] \quad (22)$$

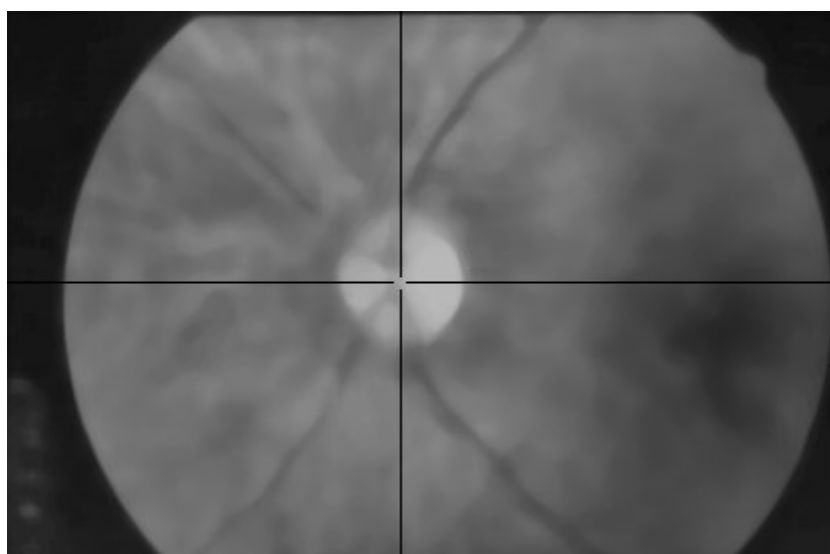
V implementovaném kódu v MATLABU bylo pro úspěšnou segmentaci optického disku nutno manipulovat s těmito parametry:

- **$n$  (NumIter)** – slouží k nastavení počtu iteračních kroků
- **$\Delta t$  (timestep)** – slouží k nastavení časového kroku křivky, čím větší časový krok je, tím rychleji se křivka pohybuje, ovšem s větší nepřesností
- **$\sigma$  (sigma)** – jedná se o filtrační jádro, které řeší nehomogenitu jasové intenzity. Čím větší je hodnota parametru, tím více se křivka vzdaluje od své aktuální pozice během jednoho iteračního kroku
- **$\lambda I$**  – parametr, přikládající váhu na vnitřní stěnu aktivní kontury při evoluci

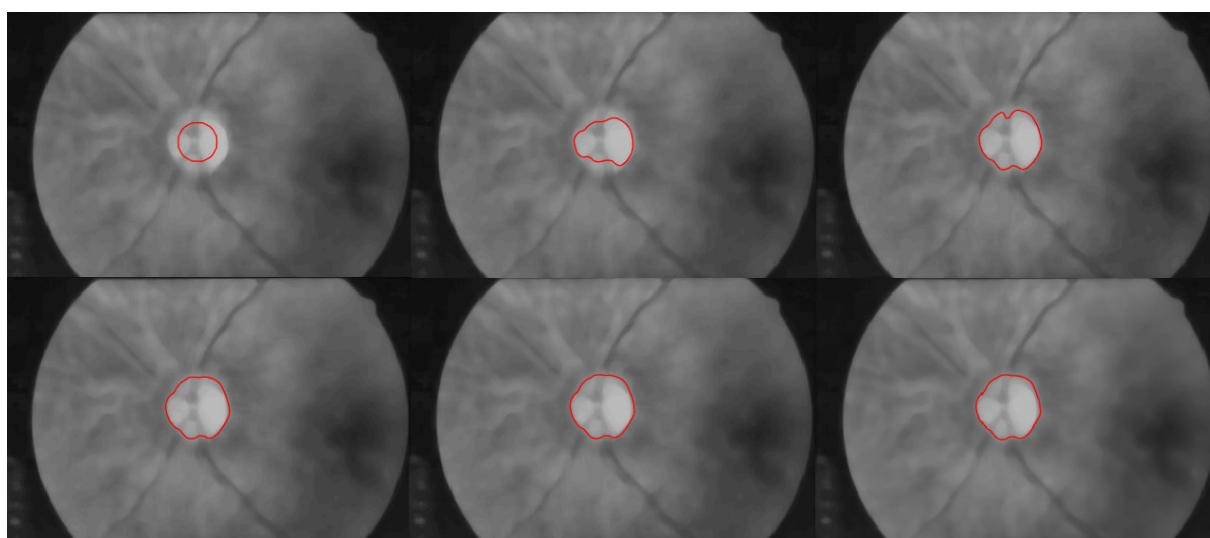
- $\lambda_2$  – parametr, přiřkládající váhu na vnější stěnu aktivní kontury při evoluci
- $\lambda_1, \lambda_2$  – Pokud je  $\lambda_1$  větší než  $\lambda_2$ , aktivní kontura se roztahuje. Pokud je  $\lambda_2$  větší než  $\lambda_1$ , aktivní kontura se smršťuje.
- $r$  – poloměr aktivní kontury (kružnice) [31] [33] [34]

#### 5.2.1.2.2 Aktivní kontura a její umístění

Aktivní kontura je uzavřená křivka jakéhokoliv uzavřeného tvaru. V této bakalářské práci je hlavním cílem segmentovat optický disk, jehož tvar připomíná nedokonalou kružnici. Inicializační křivka aktivní kontury je tedy definována jako kružnice o určitém poloměru. Umístění inicializační křivky je uskutečněno pomocí kliknutí na kurzor (Obrázek 41), který by se měl nacházet v požadovaném místě, v tomto případě uprostřed optického disku. Po umístění inicializační křivky aktivní kontury je zahájena evoluce aktivní kontury k hranám optického disku po předem časovém kroku (Obrázek 42). Po splnění iteračních kroků by měla aktivní kontura kopírovat hranice optického disku. [34]



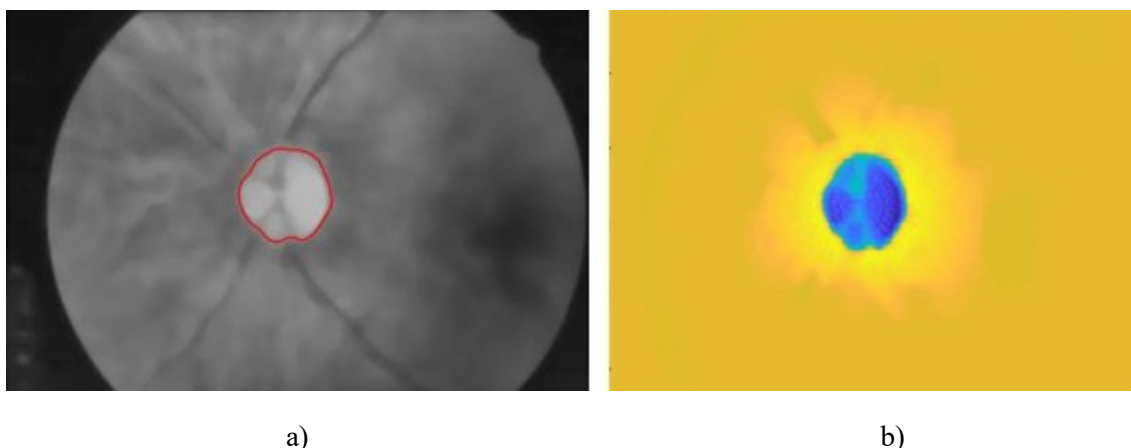
Obrázek 41 Umístění inicializační křivky



Obrázek 42 Evoluce křivky aktivní kontury v rámci 250 iterací (iterační krok = 50)

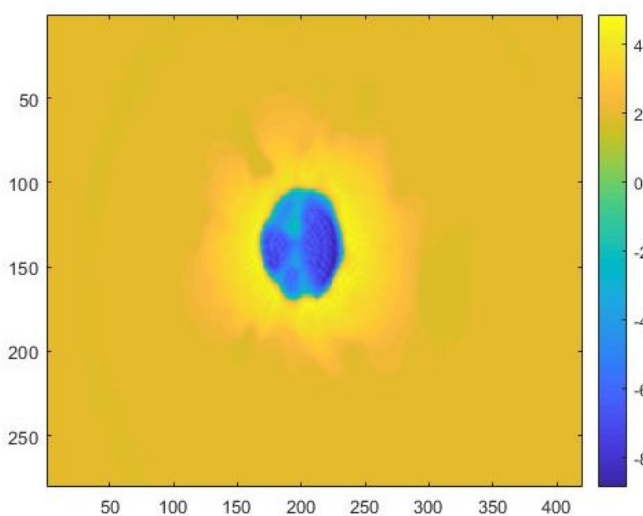
### 5.2.2 Energetická mapa

V programu MATLAB může být libovolné pole reprezentováno jako obrázek, přičemž každý prvek pole představuje v tomto obrázku jediný obrazový element (pixel). Energetická mapa je vytvořena funkcí *imagesc*. Základním konceptem této funkce je barevná mapa, která stanovuje vztah mezi hodnotou prvku matice a barvou pixelu, kterou je prezentována. V programu MATLAB je barevná mapa matice o rozměru 64x3, přičemž každý řádek obsahuje červené, zelené a modré komponenty jedné barvy. Tato funkce přijímá monochromatické snímky, jejichž pixely mají hodnotu mezi 0 a 1, tedy mezi bílou a černou. Mezi těmito hodnotami se nachází 64 odstínů šedé. Výsledkem této funkce je transformace monochromatického snímku (Obrázek 43 a) na energetickou mapu tohoto snímku, která vyjadřuje energii kontury vně a uvnitř optického disku (Obrázek 43 b). [35]



Obrázek 43 a) Snímek po použití aktivní kontury b) Energetická mapa snímku

Na energetické mapě snímku lze vidět, že objekt zájmu (OD) má odlišnou energii od okolí. Po přidání barevného pruhu ke snímku (Obrázek 44) lze zjistit, že energie objektu zájmu (OD) má zápornou hodnotu, zatímco energie vně aktivní kontury má hodnotu kladnou. Dalším úkolem bude oddělit pixely se zápornou hodnotou od pixelů s kladnou hodnotou. Tohoto oddělení docílíme pomocí binarizace.

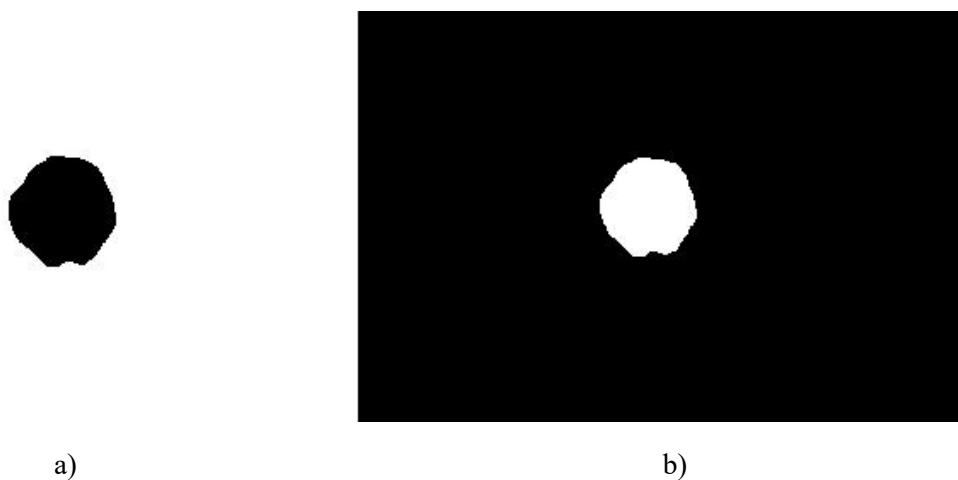


Obrázek 44 Energetická mapa snímku s barevným pruhem

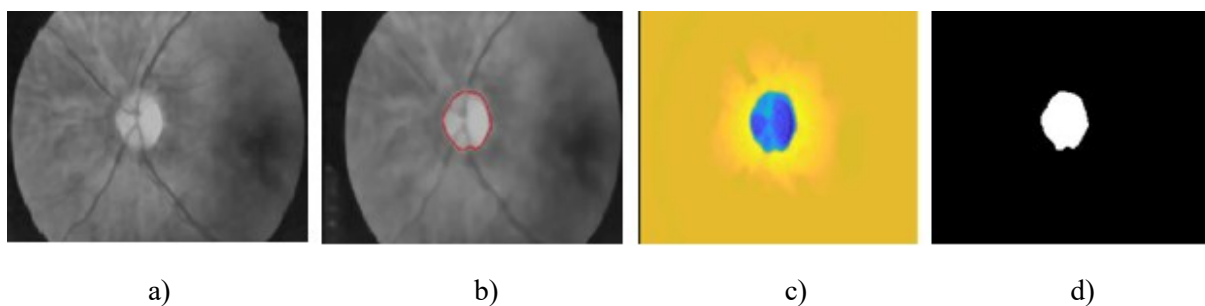
### 5.2.3 Binární model optického disku

Pro extrakci segmentačního model, se používá metoda binarizace. Binarizace je proces, při kterém je vytvořen binární obraz z 2-D nebo 3-D obrazu, který reprezentuje 1-bitový obraz, mající dvě jasové úrovně. Základem binarizace je nastavení prahové hodnoty, přičemž všem hodnotám monochromatického snímku s vyšší hodnotou, než je prahová hodnota, je přidělena nová jasová hodnota, tedy 1, která je reprezentována bílou barvou. Všechny ostatní hodnoty pod prahovou hodnotou nabývají 0, která je reprezentována barvou černou. [36]

K úspěšnému prahování je zapotřebí zvolit správnou prahovací hodnotu. Z **Chyba! Nenalezen zdroj odkazů.** lze vidět, že hranice mezi optickým diskem a okolím je kolem hodnoty nula. Po binarizaci s prahovou hodnotou nula je získán snímek (Obrázek 45 a), v němž je ovšem optický disk, tedy bod zájmu černý a nabývá hodnoty 0. To je zapříčiněno tím, že optický disk má pouze záporné hodnoty, které jsou nižší než hodnota prahová. Ke správné segmentaci je provedena inverze snímku (Obrázek 45 b), což znamená, že část obrazu s hodnotou 1 bude nyní nabývat hodnoty 0 a naopak. Celý průběh segmentace pro snímky z fundus kamery a pro snímky ze systému RetCam 3 je znázorněn níže (Obrázek 46, Obrázek 47).

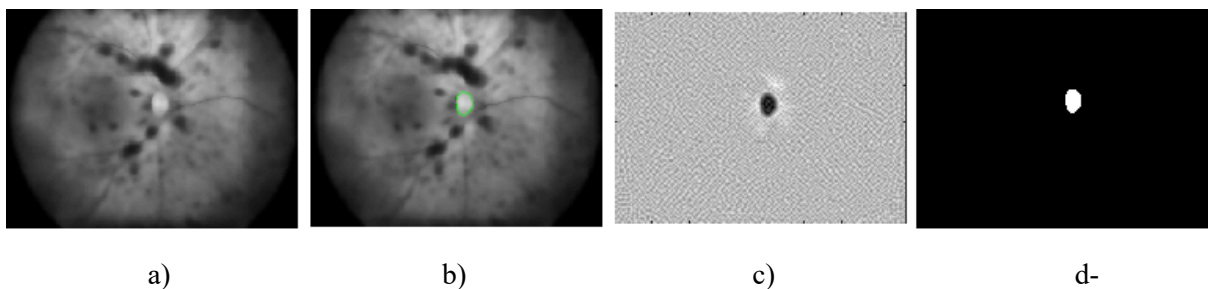


Obrázek 45 a) Snímek po binarizaci b) Inverzní snímek



Obrázek 46 Celý průběh segmentace: a) Monochromatický snímek b) Evoluce aktivní kontury c) Energetická mapa snímku d) Segmentovaný snímek





Obrázek 47 Celý průběh segmentace: a) Monochromatický snímek b) Evoluce aktivní kontury c) Energetická mapa snímku d) Segmentovaný snímek

### 5.3 Geometrické parametry optického disku

Posledním krokem algoritmu je zjištění geometrických parametrů OD. Výpočet geometrických parametrů je prováděn na segmentovaném snímku, kde optický disk má hodnotu 1 a pozadí hodnotu 0. Výpočet probíhá procházením všech řádků a sloupců v obraze. Pixel je do výpočtu zahrnut v případě, že nabývá hodnoty 1. Mezi zkoumané parametry patří plocha, obvod optického disku a velikost osy X a osy Y. Jednotlivé průměry v osách X a Y mohou být získány z předem vypočtených hranic optického disku a to tak, že jsou nalezeny pixely mající minimální a maximální hodnotu v daných osách. Ve funkci *regionprops* jsou pro získání těchto parametrů zadány tyto příkazy.

**Area** (plocha) – skalár, který představuje celkový počet pixelů ve vyšetřované oblasti.

**MajorAxisLength** – skalár specifikující délku (v pixelech) hlavní poloosy elipsy.

**MinorAxisLength** – skalár, který určuje délku vedlejší poloosy elipsy.

**Perimeter** (obvod) – skalár, který představuje celkový počet pixelů obvodu vyšetřované oblasti.

[31]



## 6. Testování algoritmu

Algoritmus pro automatickou detekci optického disku byl testován na 36 retinálních snímcích ze čtyř databází DRIVE, DRION, RIGA a RIMONE pořízených Fundus kamerou a 27 snímcích pořízených systémem RetCam3 z Fakultní nemocnice v Ostravě – Centrum pro děti s vadami zraku. Těchto 27 snímků patří devíti předčasně narozeným pacientům, kteří podstoupili tři screeniny s určitou časovou prodlevou. V ideálním případě by se geometrické parametry neměly měnit.

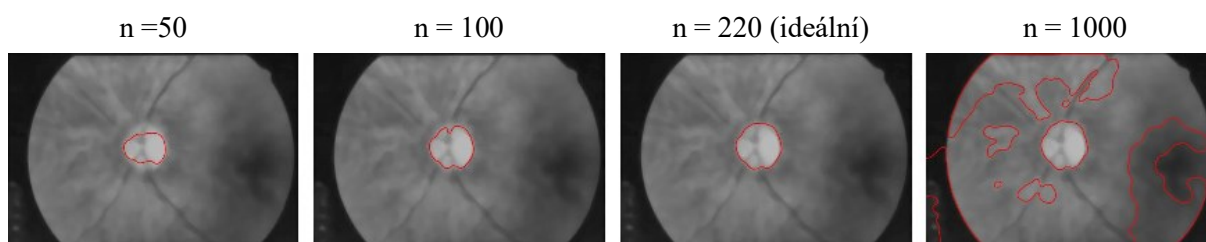
### 6.1 Testování nastavení parametrů metody aktivních kontur

Pro správnou segmentaci optického disku je důležité správné nastavení parametrů aktivních kontur, aby finální kontura kopírovala hranice mezi optickým diskem a okolím. Mezi parametry, které musí být správně nastavené patří počet iterací, časový krok,  $\lambda_1$  a  $\lambda_2$  a nakonec poloměr aktivní kontury, jelikož aktivní kontura má tvar kružnice. V následujícím testování je vždy ukázka příliš malé, ideální a příliš velké hodnoty parametru pro zvolený snímek.

#### 6.1.1 Počet iterací

Prvním testovaným parametrem je počet iterací inicializační křivky aktivní kontury (Obrázek 48).

**Nastavení ostatních parametrů:**  $\Delta t = 0,01$ ;  $\sigma = 20$ ;  $\lambda_1 = 1,02$ ;  $\lambda_2 = 1,01$ ;  $r = 20$



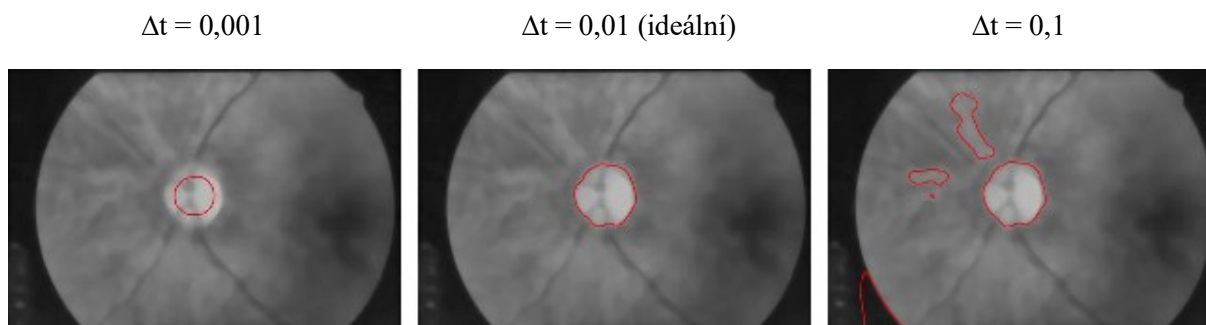
Obrázek 48 Nastavení iteračního kroku aktivní kontury

Na obrázku 48 lze vidět, že správné nastavení počtu iterací aktivní kontury je velice důležité z důvodu správné detekce hranic optického disku. Při nedostatečném počtu iterací se nestihne aktivní kontura rozepnout natolik, aby k hranicím vůbec přilehla ( $n = 50$ ,  $n = 100$ ). Ideální hodnota iteračního kroku pro tento druh snímku má hodnotu 220. Při této hodnotě je optický disk velice dobře aktivní konturou ohraničen, tím pádem je segmentace úspěšná. Pokud je nastavena příliš velká hodnota iteračních kroků, aktivní kontura se začne rozpínat i mimo optický disk.

#### 6.1.2 Časový krok

Druhým testovaným parametrem je časový krok posunu aktivní kontury (Obrázek 49).

**Nastavení ostatních parametrů:**  $n = 220$ ;  $\sigma = 20$ ;  $\lambda_1 = 1,02$ ;  $\lambda_2 = 1,01$ ;  $r = 20$



Obrázek 49 Nastavení časového kroku

Z obrázku 49 je zřejmé, že pokud je časový krok posunu příliš malý, aktivní kontura se zvětšuje po velice malých úsecích a není schopna ohraničit optický disk ( $\Delta t = 0,001$ ). Při nastavení příliš velké hodnoty časového kroku ohraničí aktivní kontura optický disk při přibližně 40 iteracích, ovšem dále pokračuje a ohraničuje další oblasti mimo optický disk. Při vyšším časovém kroku ( $\Delta t = 0,1$ ) je objekt zájmu ohraničen za kratší dobu i menším počtu iterací, ovšem na úkor kvality, zatímco při nízkém časovém kroku je objekt zájmu perfektně ohraničen, ovšem vyžaduje velký počet iterací a je časově náročný. V tomto případě je ideální hodnota časové kroku 0,01.

### 6.1.3 Lambda 1 a lambda 2

Třetím testovaným parametrem je lambda 1 a lambda 2 (Obrázek 50).

**Nastavení ostatních parametrů:**  $\Delta t = 0,01$ ;  $n = 220$ ;  $\sigma = 20$ ;  $r = 20$

$$\lambda_1 = 1,01$$

$$\lambda_1 = 1,02 \text{ (ideální)}$$

$$\lambda_1 = 1,08$$

$$\lambda_2 = 1,1$$

$$\lambda_2 = 1,01 \text{ (ideální)}$$

$$\lambda_2 = 1,01$$



Obrázek 50 nastavení parametrů Lambda 1 a Lambda 2

Parametr  $\lambda_1$  označuje vnitřní váhu aktivní kontury,  $\lambda_2$  vnější váhu kontury. Pokud je  $\lambda_1$  větší než  $\lambda_2$ , aktivní kontura se roztahuje, pokud je ovšem  $\lambda_2$  větší než  $\lambda_1$ , aktivní kontura se smršťuje. Na obrázku 50 by se v prvním případě ( $\lambda_1 = 1,01$ ,  $\lambda_2 = 1,1$ ) měla aktivní kontura smršťovat, tudíž nedokáže ohraničit optický disk, který je větší než kontura a snaží se přizpůsobit oblasti, jež je menší než samotná kontura a jejíž pixely mají přibližně stejnou hodnotu. Při velkém rozdílu ( $\lambda_1 = 1,08$ ,  $\lambda_2 = 1,01$ ) se kontura začne rozrůstat příliš rychle, čímž dochází k detekce struktur mimo optický disk. Ideální nastavení bylo nalezeno při nastavení  $\lambda_1 = 1,02$  a  $\lambda_2 = 1,01$ , čímž se jedná o rozrůstající se aktivní konturu, jelikož je optický disk větší než samotná kontura.

### 6.1.4 Poloměr aktivní kontury

Posledním testovaným parametrem je poloměr aktivní kontury (kružnice) (Obrázek 51).

**Nastavení ostatních parametrů:**  $\Delta t = 0,01$ ;  $n = 220$ ;  $\sigma = 20$ ;  $\lambda_1 = 1,02$ ;  $\lambda_2 = 1,01$ ;

$$r = 5$$

$$r = 20$$

$$r = 50$$



Obrázek 51 Nastavení poloměru kružnice

Na obrázku 49 lze vidět, jak se změnila ohraničení optického disku při různě nastavených poloměrech kružnice. Pokud je poloměr aktivní kontury příliš malý ( $r = 5$ ), nestihne se roztáhnout do velikosti optického disku. V případě velké hodnoty poloměru aktivní kontury ( $r=50$ ) se může stát, že samotná kontura je větší než optický disk a jelikož je nastavena k expanzi, nedokáže jej ohraničit. V ideálním případě by měl být poloměr kontury přibližně velký, jako 80 % optického disku ( $r=20$ ).

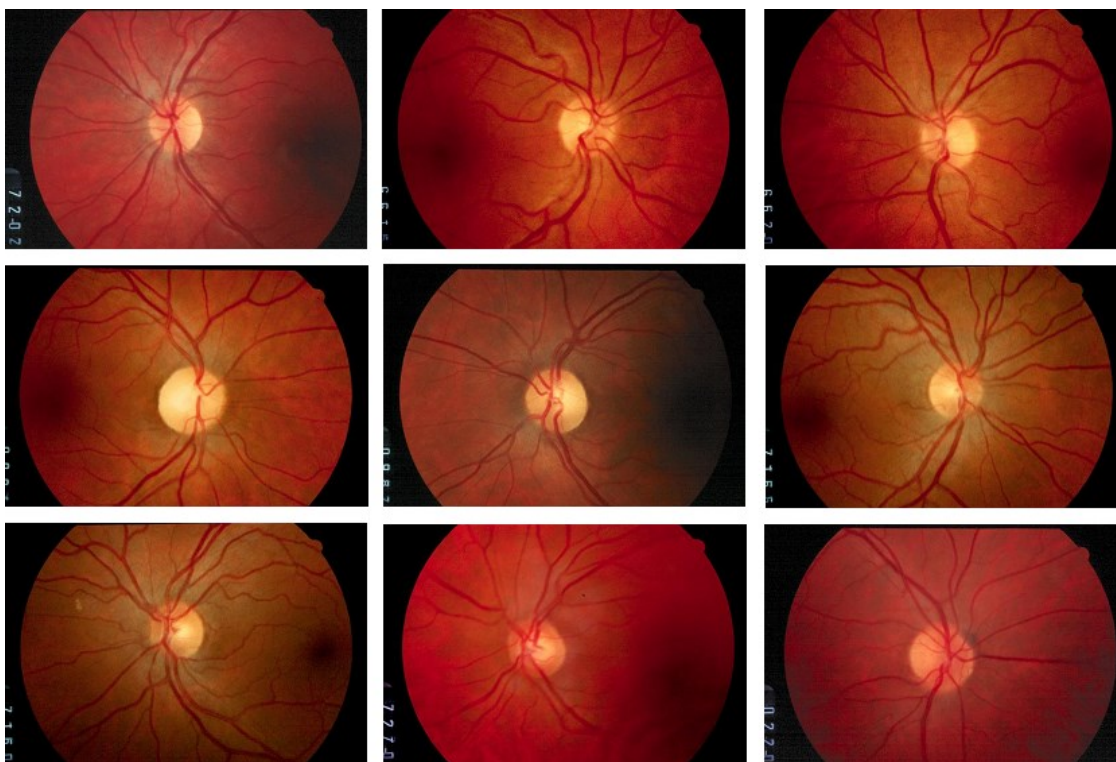
## 6.2 Testování algoritmu na snímcích z databáze DRIONS

Algoritmus byl testován na devíti snímcích z databáze DRIONS pořízených Fundus kamerou. Snímky jsou ve formátu .jpg a mají rozlišení 600 x 400 pixelů. Obrázek 52 zobrazuje nativní snímky, které jsou předzpracovány (Obrázek 53), dále je pak použita metoda aktivní kontury (Obrázek 54) a nakonec je OD segmentován (Obrázek 55). Parametry algoritmu jsou zobrazeny v Tabulka 3 a výsledky výpočtu geometrických parametrů v Tabulka 4.

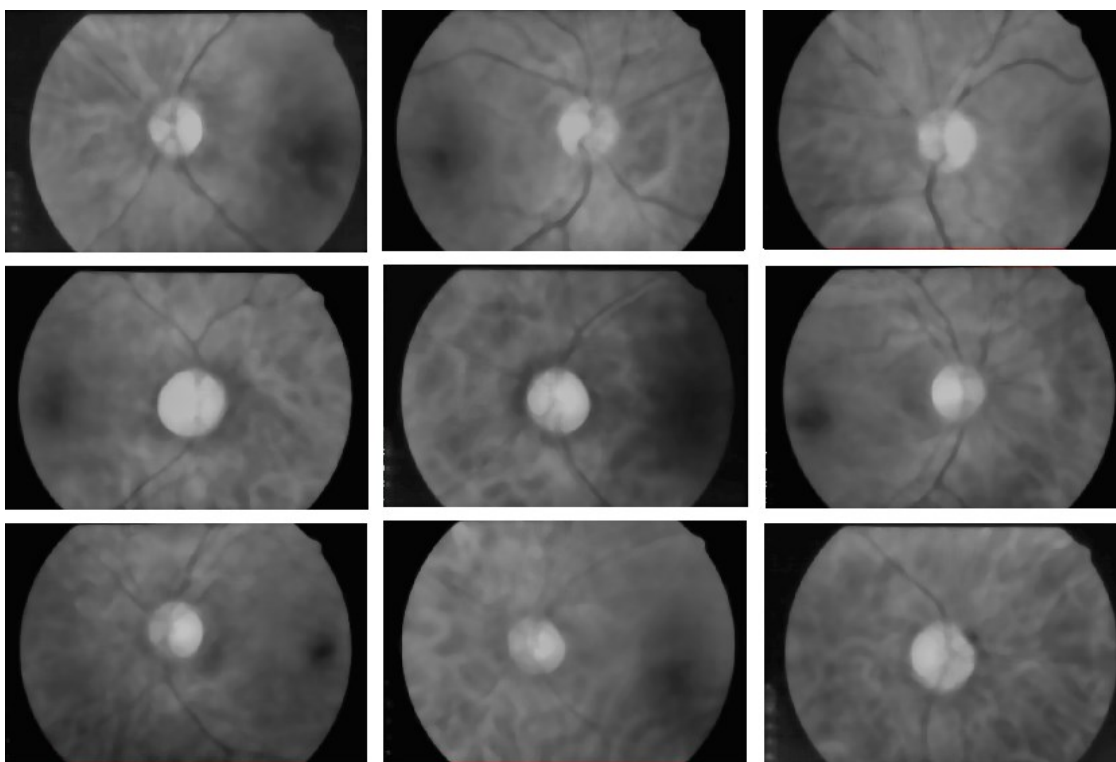
### Nastavené parametry algoritmu:

Tabulka 3 Parametry algoritmu pro databázi DRIONS

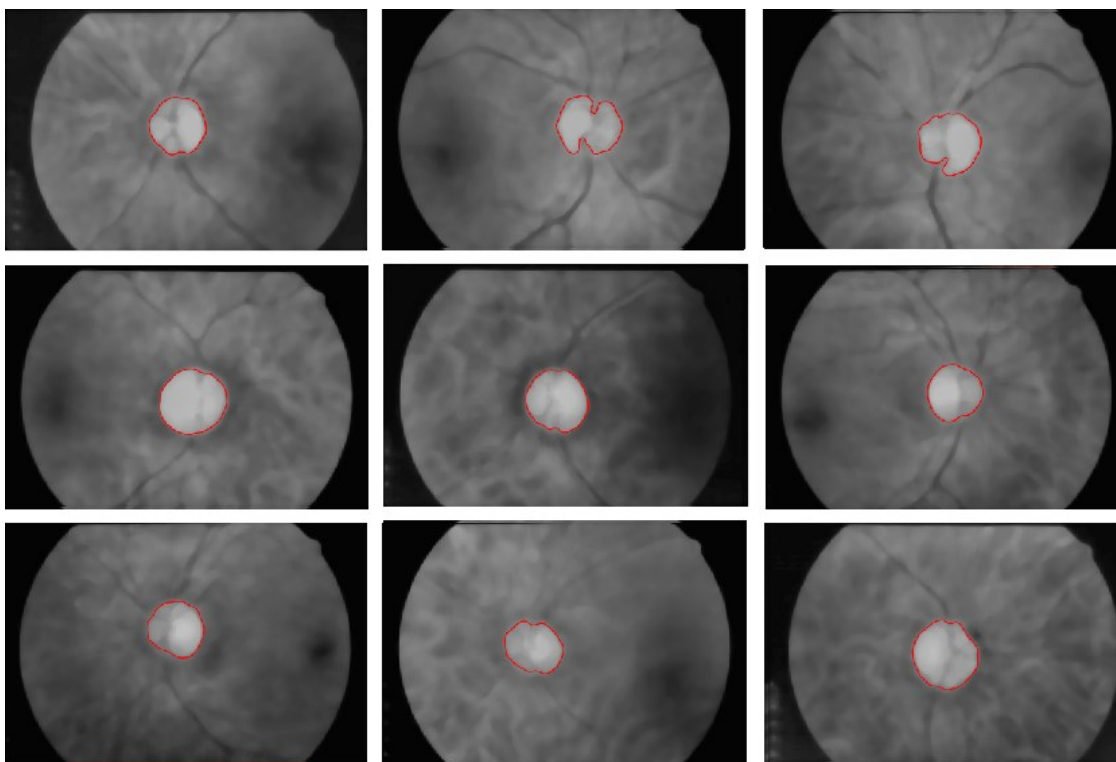
Předzpracování	Barevný kanál	Jasová transformace	Ostření	Adaptace histogramu	Mediánová filtrace
	červený	[0 0,5]	0,1	CLAHE	15x15
Metoda aktivních kontur	Časový krok $\Delta t$	Počet iterací $n$	filtrační jádro $\sigma$	$\lambda 1$ a $\lambda 2$	Poloměr kružnice $r$
	0,001	250	20	1,02;1,01	20



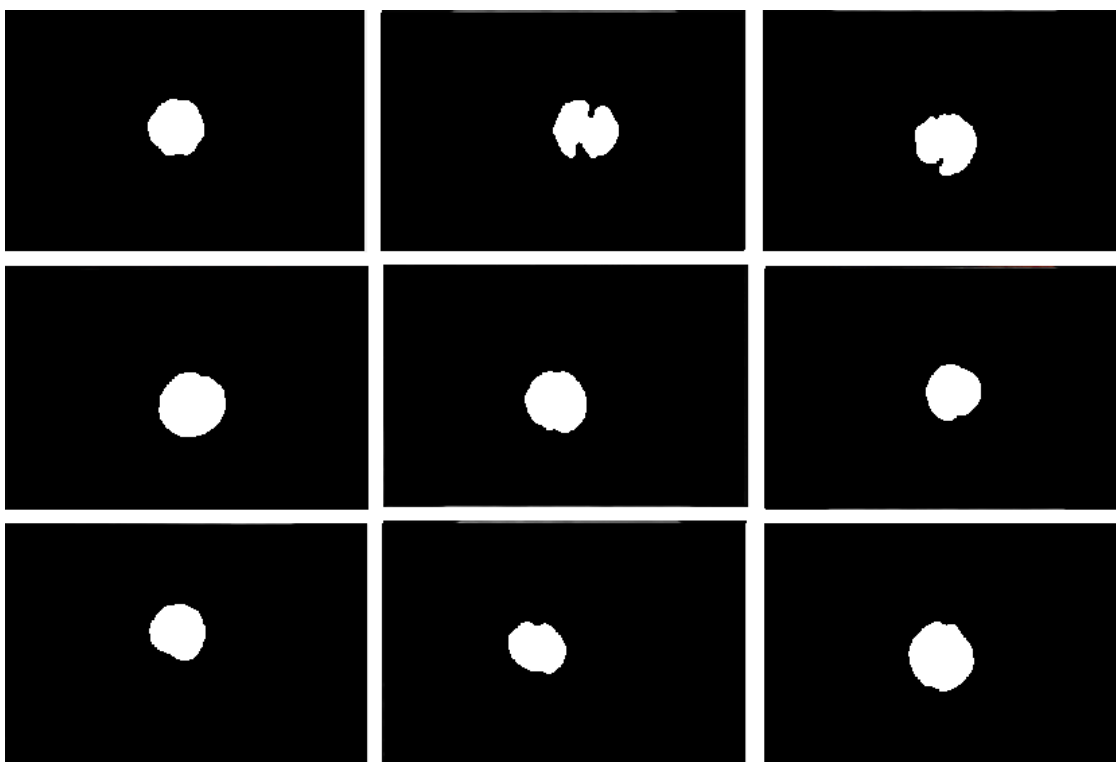
Obrázek 52 Retinální snímky DRIONS



Obrázek 53 Předpracované snímky DRIONS



Obrázek 54 Metoda aktivních kontur



Obrázek 55 Segmentované snímky DRIONS

Tabulka 4 Geometrické parametry snímků DRIONS

DRIONS	Geometrické parametry snímku [pixel]			
Číslo snímku	Plocha	Osa X	Osa Y	Obvod
snímek 1	3320	65,813	64,493	205,29
snímek 2	3646	78,462	63,768	275,56
snímek 3	3788	73,81	67,291	246,54
snímek 4	4240	82,581	69,429	269,01
snímek 5	4553	78,942	73,553	237,92
snímek 6	3976	74,358	68,306	224,88
snímek 7	3864	79,233	62,511	224,89
snímek 8	3147	65,124	62,521	199,84
snímek 9	3246	66,835	62,306	201,82

### 6.3 Testování algoritmu na snímcích z databáze DRIVE

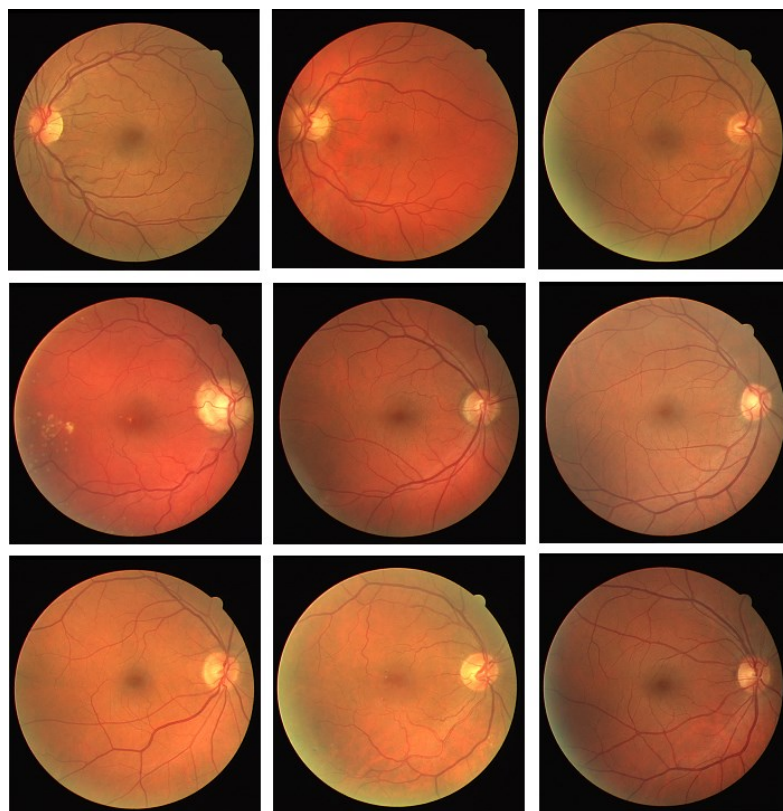
Algoritmus byl testován na devíti snímcích z databáze DRIVE pořízených Fundus kamerou. Snímky jsou ve formátu .tif a mají rozlišení 568 x 584 pixelů. Obrázek 56 zobrazuje nativní snímky, které jsou předzpracovány (Obrázek 57), dále je pak použita metoda aktivní kontury (Obrázek 58) a nakonec je OD segmentován (Obrázek 59). Parametry algoritmu jsou zobrazeny v Tabulka 5 a výsledky výpočtu geometrických parametrů v Tabulka 6.

#### Nastavené parametry algoritmu:

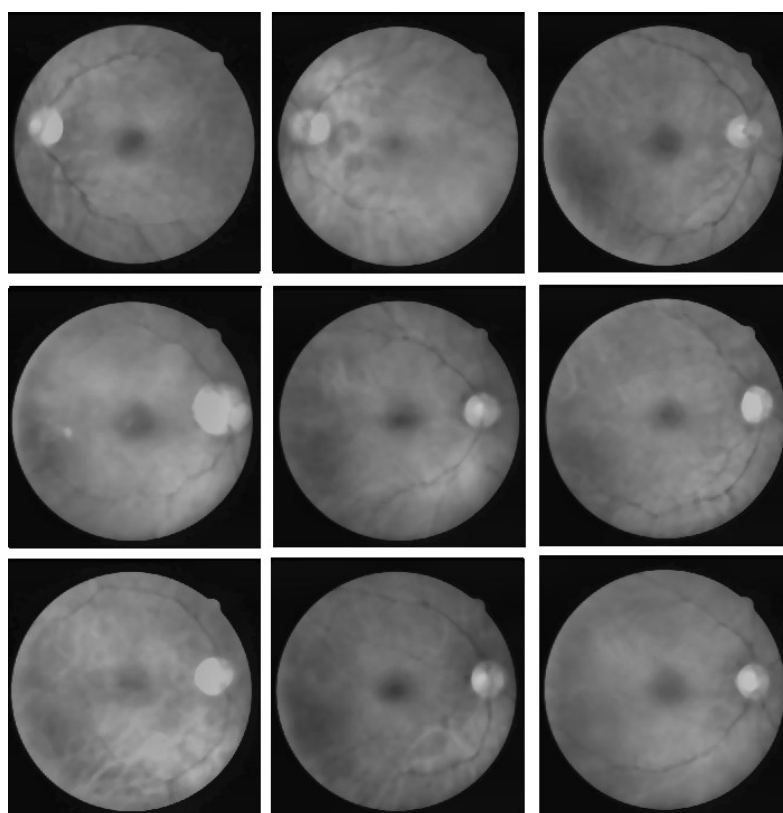
Tabulka 5 Nastavení parametrů pro databázi DRIVE

Předzpracování	Barevný kanál	Jasová transformace	Ostření	Adaptace histogramu	Mediánová filtrace
	červený	[0 0,5]	0,1	CLAHE	15x15
Metoda aktivních kontur	Časový krok $\Delta t$	Počet iterací $n$	filtrační jádro $\sigma$	$\lambda 1$ a $\lambda 2$	Poloměr kružnice $r$
	0,001	220	20	1,02;1,01	20

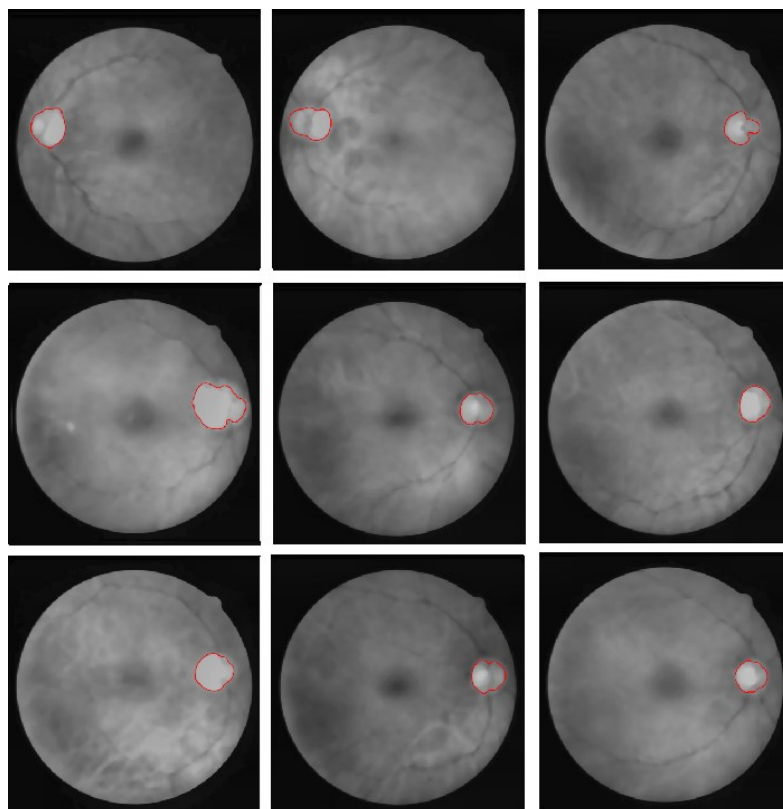




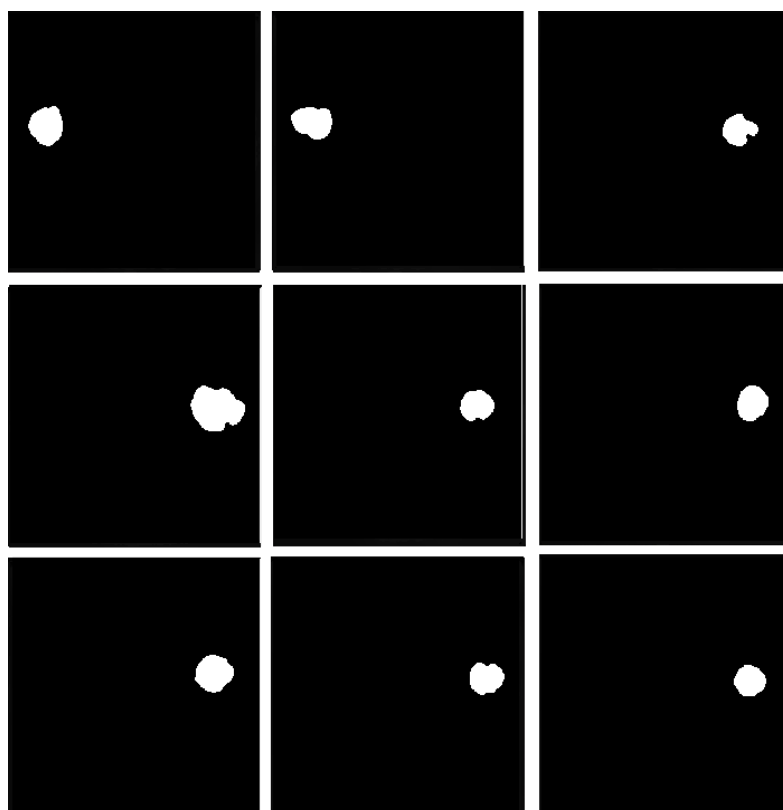
Obrázek 56 Retinální snímky DRIVE



Obrázek 57 Předzpracované snímky DRIVE



Obrázek 58 Metoda aktivních kontur



Obrázek 59 Segmentované snímky DRIVE



Tabulka 6 Geometrické parametry snímků DRIVE

DRIVE	Geometrické parametry snímku [pixel]			
Číslo snímku	Plocha	Osa X	Osa Y	Obvod
snímek 1	2613	61,891	54,318	183,36
snímek 2	2582	66,087	50,096	186,22
snímek 3	1933	53,815	48,296	172,14
snímek 4	4522	85,422	69,121	256,72
snímek 5	2044	54,522	48,367	163,06
snímek 6	2166	57,623	48,074	164,17
snímek 7	2752	61,289	57,539	186,95
snímek 8	2128	55,641	49,666	169,6
snímek 9	1979	51,434	49,227	157,06

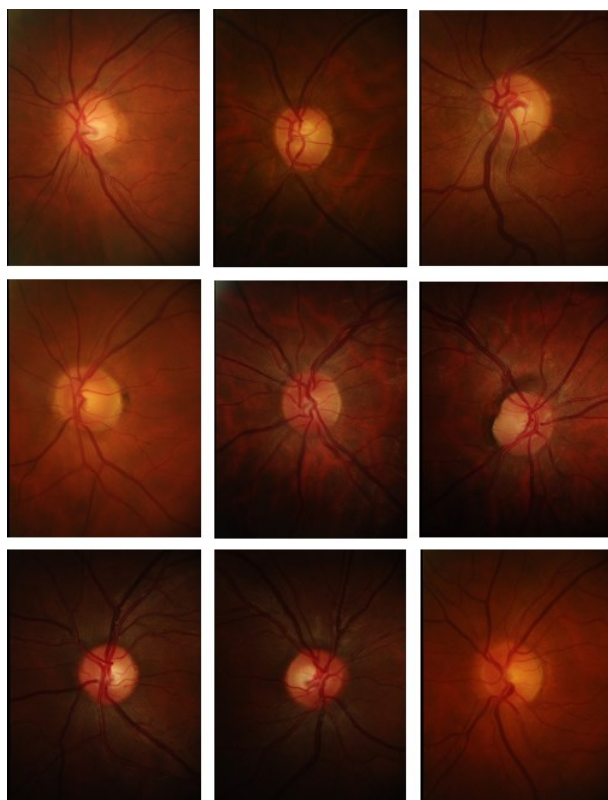
#### 6.4 Testování algoritmu na snímcích z databázi RIMONE

Algoritmus byl testován na devíti snímcích z databáze RIMONE pořízených Fundus kamerou. Snímky jsou ve formátu .png a mají rozlišení 536 x 712 pixelů. Obrázek 60 zobrazuje nativní snímky, které jsou předzpracovány (Obrázek 61), dále je pak použita metoda aktivní kontury (Obrázek 62) a nakonec je OD segmentován (Obrázek 63). Parametry algoritmu jsou zobrazeny v Tabulka 7 a výsledky výpočtu geometrických parametrů v Tabulka 8.

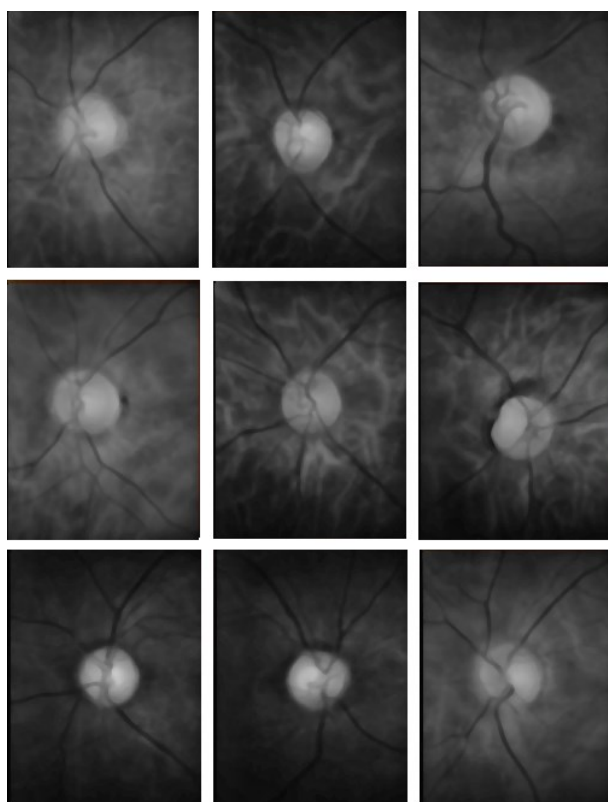
**Nastavené parametry algoritmu:**

Tabulka 7 Nastavené parametry algoritmu pro databázi RIMONE

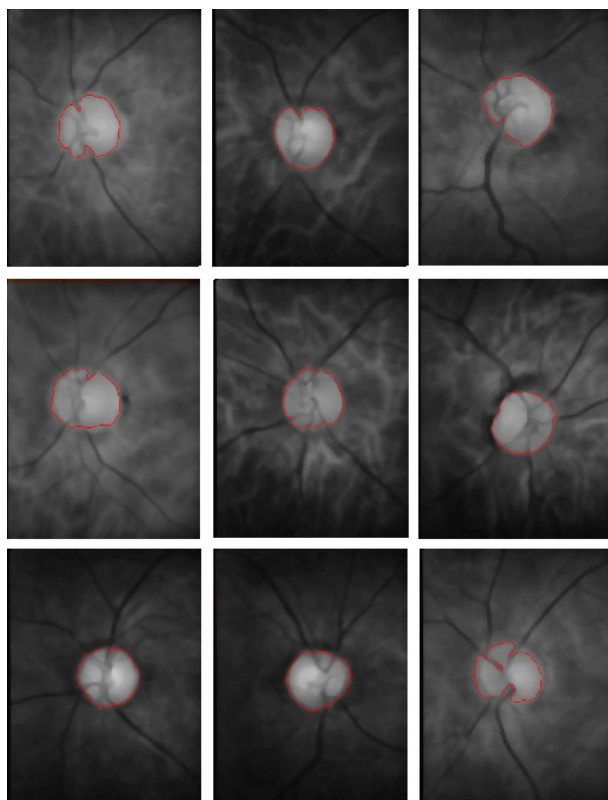
Předzpracování	Barevný kanál	Jasová transformace	Ostření	Adaptace histogramu	Mediánová filtrace
	červený	[0 0,5]	0,1	CLAHE	15x15
Metoda aktivních kontur	Časový krok $\Delta t$	Počet iterací $n$	filtrační jádro $\sigma$	$\lambda_1$ a $\lambda_2$	Poloměr kružnice $r$
	0,001	200	20	1,02;1,01	50



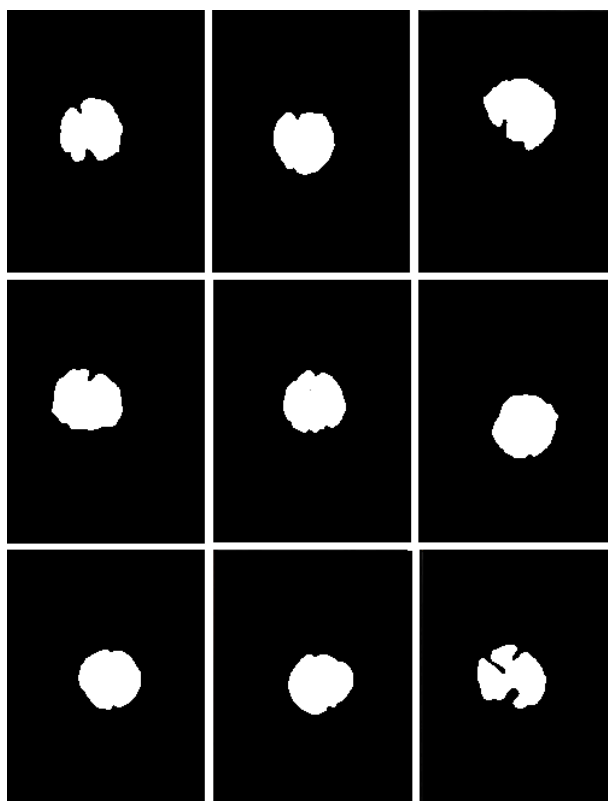
Obrázek 60 Retinální snímky RIMONE



Obrázek 61 Předpracované snímky RIMONE



Obrázek 62 Metoda aktivních kontur



Obrázek 63 Segmentované snímky RIMONE

Tabulka 8 Geometrické parametry snímků RIMONE

<b>RIMONE</b>	<b>Geometrické parametry snímku [pixel]</b>			
<b>Číslo snímku</b>	<b>Plocha</b>	<b>Osa X</b>	<b>Osa Y</b>	<b>Obvod</b>
snímek 1	10541	122,08	114,33	437,08
snímek 2	10540	119,49	113,97	388,17
snímek 3	12486	142,54	114,35	443,61
snímek 4	11861	137,4	111,53	427,79
snímek 5	11075	124,33	114	384,57
snímek 6	10094	116,93	110,29	365,3
snímek 7	10460	123,23	108,77	371,95
snímek 8	10016	118,28	108,67	377,44
snímek 9	9867	115,91	108,85	370,57

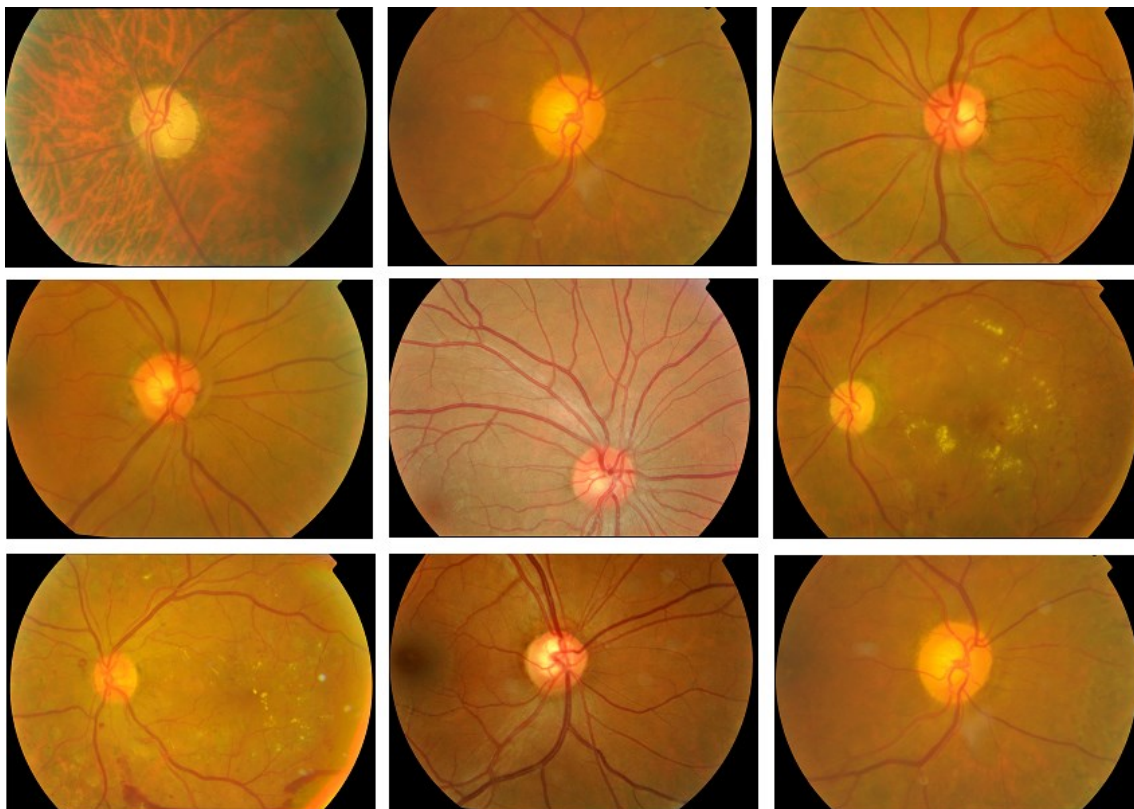
### 6.5 Testování algoritmu na snímcích z databáze RIGA

Algoritmus byl testován na devíti snímcích z databáze RIMONE pořízených Fundus kamerou. Snímky jsou ve formátu .tif a mají rozlišení 2743 x 1936 pixelů. Obrázek 64 zobrazuje nativní snímky, které jsou předzpracovány (Obrázek 65), dále je pak použita metoda aktivní kontury (Obrázek 66) a nakonec je OD segmentován (Obrázek 67). Parametry algoritmu jsou zobrazeny v Tabulka 9 a výsledky výpočtu geometrických parametrů v Tabulka 10.

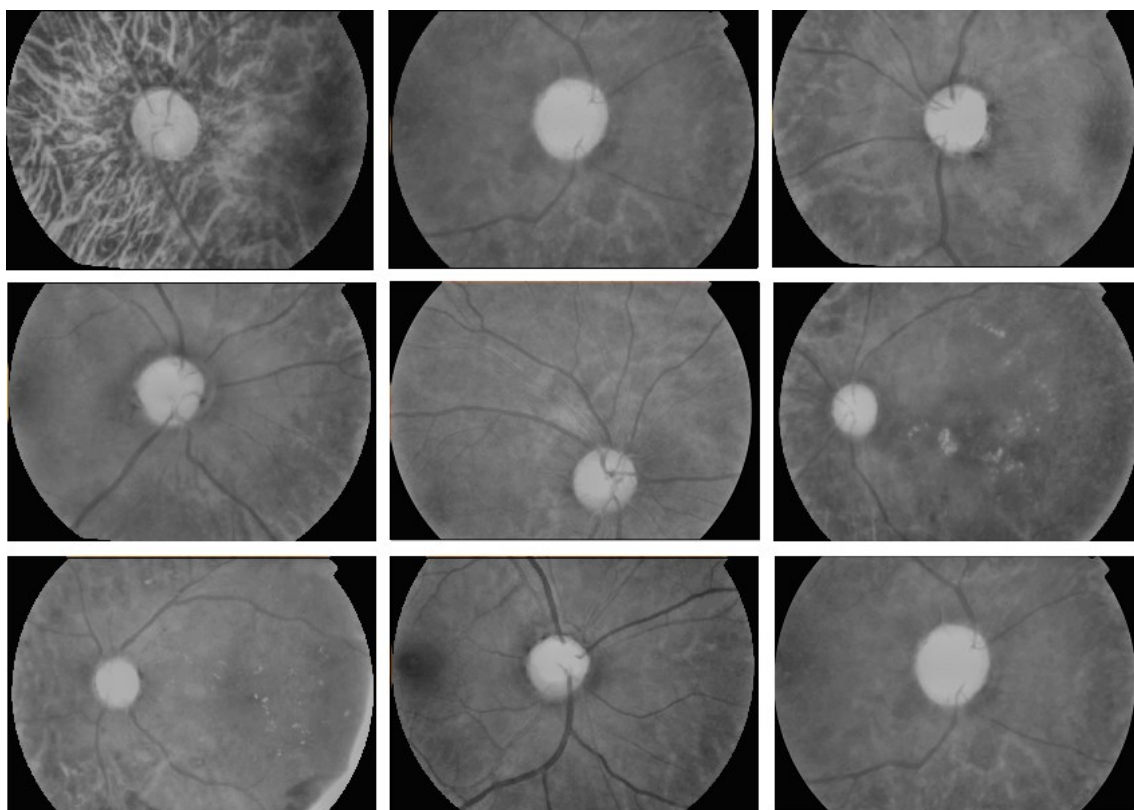
**Nastavené parametry algoritmu:**

Tabulka 9 Nastavené parametry algoritmu pro databázi RIGA

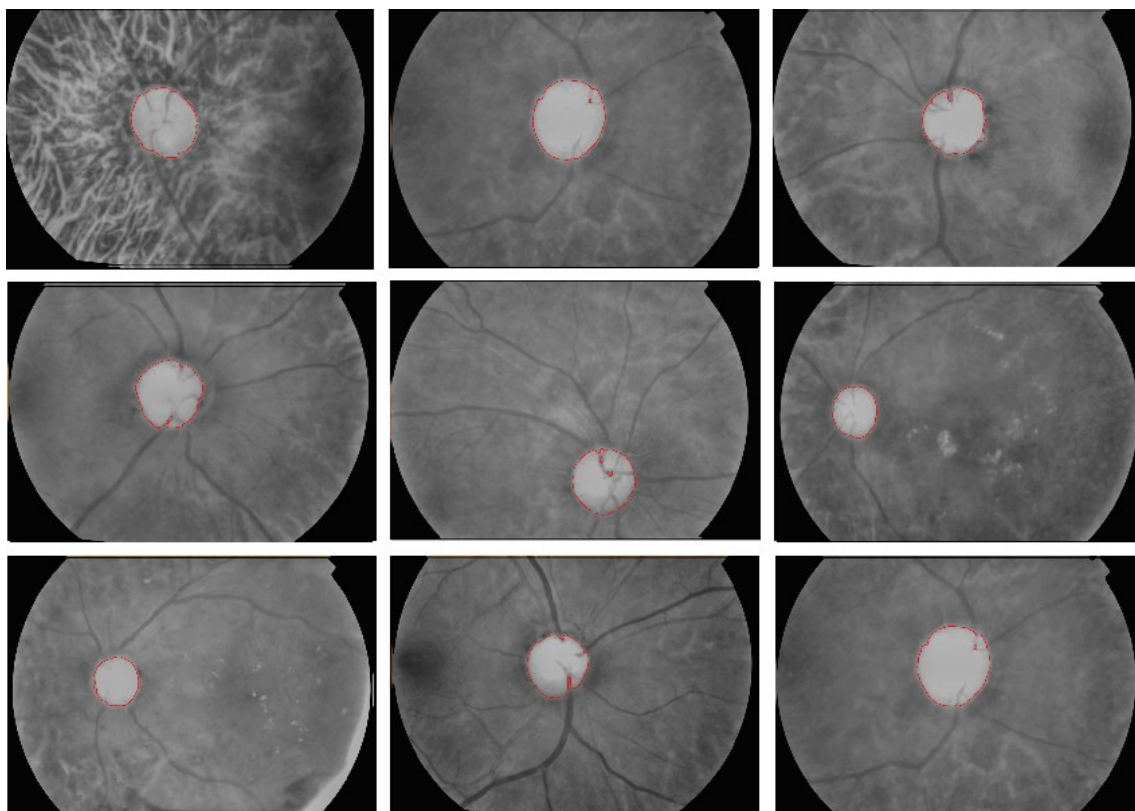
<b>Předzpracování</b>	<b>Barevný kanál</b>	<b>Jasová transformace</b>	<b>Ostření</b>	<b>Adaptace histogramu</b>	<b>Mediánová filtrace</b>
	červený	[0 0,5]	0,1	CLAHE	15x15
<b>Metoda aktivních kontur</b>	<b>Časový krok <math>\Delta t</math></b>	<b>Počet iterací <math>n</math></b>	<b>filtrační jádro <math>\sigma</math></b>	<b><math>\lambda_1</math> a <math>\lambda_2</math></b>	<b>Poloměr kružnice <math>r</math></b>
	0,001	100	33	1,02;1,01	70/40



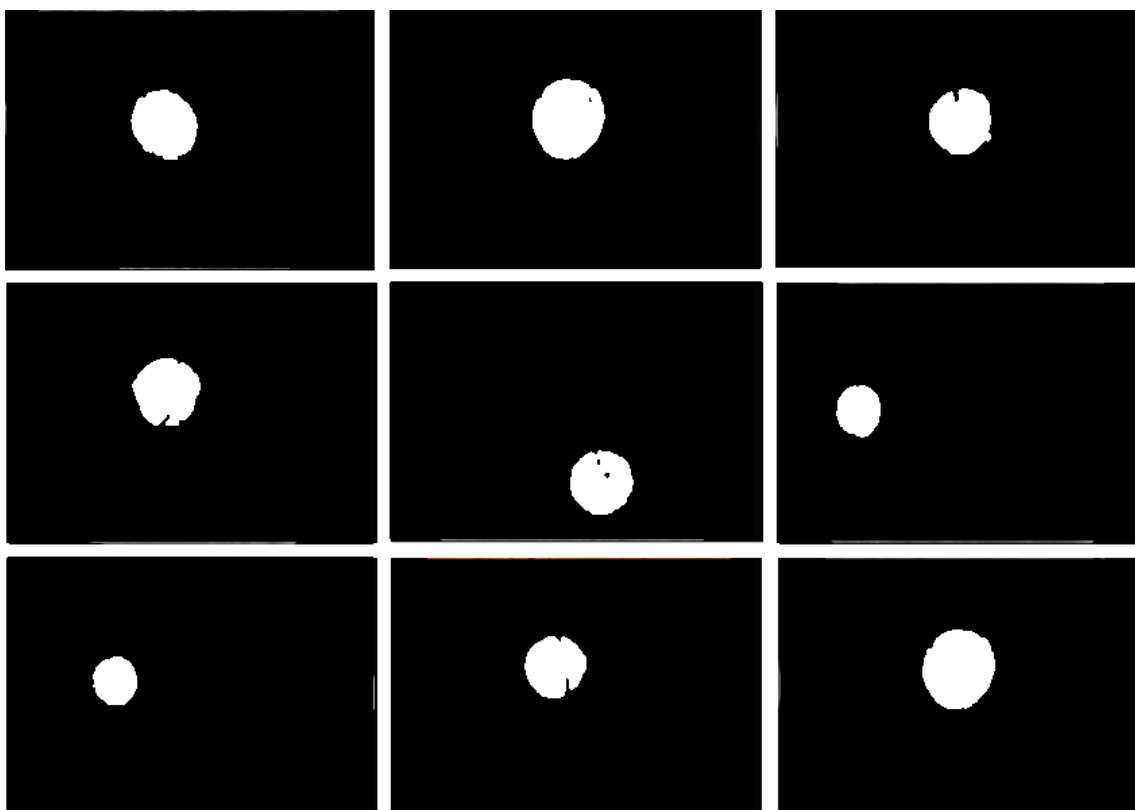
Obrázek 64 Retinální snímky RIGA



Obrázek 65 Předzpracované snímky RIGA



Obrázek 66 Metoda aktivních kontur



Obrázek 67 Segmentované snímky RIGA

Tabulka 10 Geometrické parametry snímků RIGA

RIGA	Geometrické parametry snímku [pixel]			
Číslo snímku	Plocha	Osa X	Osa Y	Obvod
snímek 1	17840	160.6410	141.6214	493.45
snímek 2	22605	180.7406	159.8065	543.088
snímek 3	16177	148.2047	140.9869	511.215
snímek 4	17311	151.3634	147.2169	500.224
snímek 5	15818	145.7024	140.8933	462.959
snímek 6	9096	115.4177	100.5749	341.791
snímek 7	8606	10.1078	99.7414	340.559
snímek 8	14295	140.4677	131.9268	501.101
snímek 9	22667	181.0179	160.1086	548.613

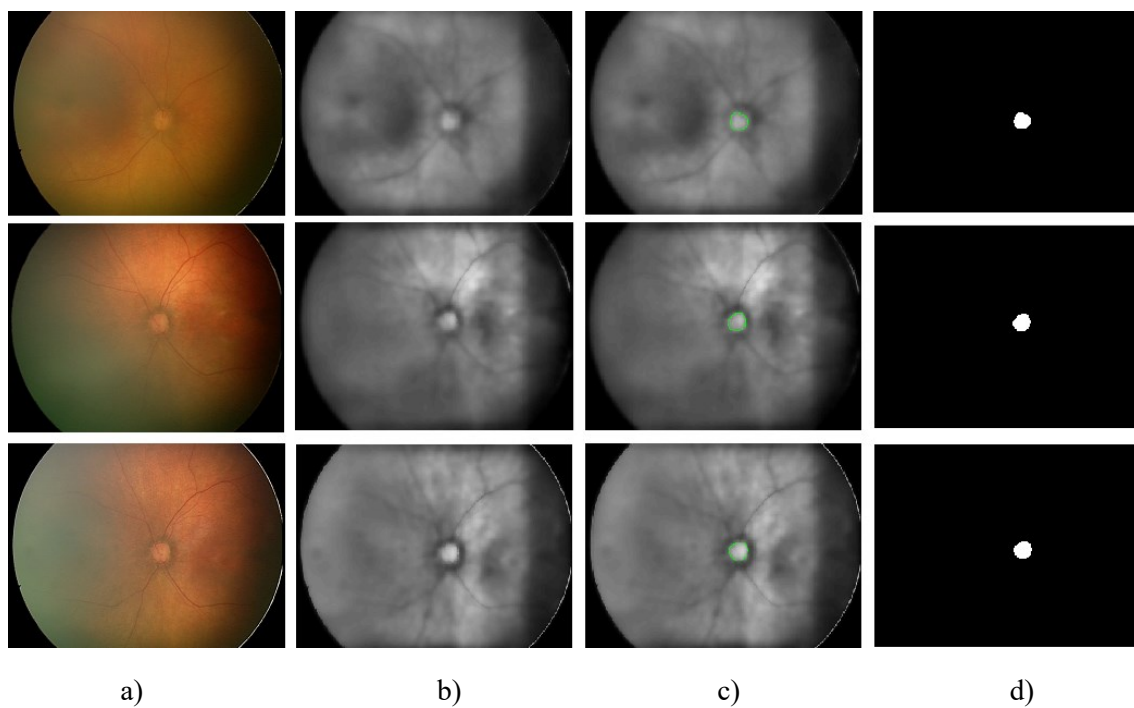
## 6.6 Testování algoritmu na snímcích z Fakultní nemocnice Ostrava – Centrum pro děti s vadami zraku

Algoritmus byl testován na devíti pacientech, přičemž každý pacient podstoupil vyšetření třikrát s určitým časovým rozestupem. Snímky jsou pořízené systémem RetCam3 ve formátu .jpg o rozměru 640 x 480 pixelů. Pro snímky ze systému RetCam3 musí být nastavení aktivní kontury rozdílné, aktivní kontura je nastavena pro smršťování. Obrázek 68 zobrazuje postup segmentace retinálních snímků pořízených systémem RetCam 3 patřících jednomu pacientovi ze třech různých vyšetření. Parametry algoritmu jsou zobrazeny v Tabulka 11 a výsledky výpočtu geometrických parametrů v Tabulka 12.

Nastavené parametry algoritmu:

Tabulka 11 Nastavené parametry algoritmu pro databázi FNO

Předzpracování	Barevný kanál	Jasová transformace	Ostření	Adaptace histogramu	Bilaterální filtrace
	červený a zelený	[0,1 0,8] [0 0,9]	-	CLAHE	$\sigma_s = 5$ ; $\sigma_r = 100$
Metoda aktivních kontur	Časový krok $\Delta t$	Počet iterací $n$	filtrační jádro $\sigma$	$\lambda_1$ a $\lambda_2$	Poloměr kružnice $r$
	0,05	220	10	1,01;1,05	6



Obrázek 68 Postup algoritmu u snímků ze systému RetCam3 (Pacient 8): a) nativní snímek b) předzpracovaný snímek c) aktivní kontura d) segmentovaný snímek



Tabulka 12 Geometrické parametry snímků FNO

<b>FNO</b>	<b>Snímek</b>	<b>Geometrické parametry [pixel]</b>			
<b>Pacient</b>		<b>Plocha</b>	<b>Osa X</b>	<b>Osa Y</b>	<b>Obvod</b>
pacient 1	snímek 1	528	30.9279	21.9233	80.866
	snímek 2	387	22.7149	21.9527	67.948
	snímek 3	444	25.2098	22.5992	74.043
pacient 2	snímek 1	421	25.5981	22.0259	78.087
	snímek 2	338	23.5116	18.5304	63.656
	snímek 3	395	22.9273	22.2754	68.816
pacient 3	snímek 1	405	25.9867	22.6575	79.634
	snímek 2	446	27.798	21.4004	79.03
	snímek 3	454	26.8233	22.5304	80.907
pacient 4	snímek 1	366	26.9575	19.1314	70.925
	snímek 2	325	24.2893	17.5998	67.89
	snímek 3	309	23.8812	17.1972	66.36
pacient 5	snímek 1	444	27.6885	21.3131	77.392
	snímek 2	320	23.2024	16.8789	71.165
	snímek 3	420	26.2505	22.1048	77.707
pacient 6	snímek 1	301	23.9171	17.7053	70.239
	snímek 2	329	24.6409	18.3386	74.142
	snímek 3	357	26.0117	18.4617	72.29
pacient 7	snímek 1	403	24.8705	21.3069	73.505
	snímek 2	387	26.0646	19.9772	75.1760
	snímek 3	349	23.1655	20.0165	67.286
pacient 8	snímek 1	449	24.4421	23.579	72.935
	snímek 2	474	26.0318	23.3813	75.548
	snímek 3	501	26.2683	24.4403	77.616
pacient 9	snímek 1	309	21.2024	18.6869	60.207
	snímek 2	261	19.7525	17.4338	58.09
	snímek 3	220	19.7416	14.9366	54.41

## 7. Vyhodnocení výsledků

Tato část bakalářské práce je věnována vyhodnocení výsledků geometrických parametrů, při opakované segmentaci optického disku. Vybrané snímky pořízené fundus kamerou z databázi DRIVE, DRIONS, RIGA a RIMONE prošly třemi segmentacemi optického disku, přičemž jsou u nich pozorovány změny geometrických parametrů (plocha, obvod, osa X a Y) při mírné změně umístění středu aktivní kontury. Změna umístění středu aktivní kontury se pohybuje v řádech jednotek pixelů v obou osách. U snímků poskytnutých Fakultní nemocnicí v Ostravě pořízených systémem RetCam 3 jsou testovány vždy 3 snímky jednoho pacienta, které byly pořízeny při třech různých vyšetřeních. U těchto snímků se také sledují změny geometrických parametrů OD, ovšem na třech odlišných snímcích téhož pacienta. Pro jednotlivé geometrické parametry každého snímku je vypočítán aritmetický průměr (23), rozptyl (24) a směrodatná odchylka (25), které jsou udávány v pixelech. Dále je také vypočítán globální průměr, aritmetický průměr rozptylu a směrodatné odchylky pro celou databázi. Hodnocení přesnosti algoritmu pro segmentaci optického disku je pouze orientační, jelikož neexistuje žádná referenční hodnota, vůči které by mohly být hodnoty tohoto algoritmu porovnány.

Pro testování algoritmu bylo vybráno celkově 63 snímků, přičemž 36 snímků bylo pořízeno fundus kamerou a 27 snímků systémem RetCam 3. Nejpřesnější je algoritmus u snímků z databáze DRIONS, u kterých nabývá průměrná směrodatná odchylka pro geometrické parametry nejnižší hodnoty, konkrétně 11,56 pro plochu; 0,253 pro obvod; 0,044 pro osu X; 0,14 pixelů pro osu Y (Tabulka 13). Nejméně přesná je segmentace optického disku u databáze RIMONE, což může být způsobeno tím, že snímky z této databáze nejsou klasickými retinálními snímky, ale detailními výřezy optického disku. Průměrná směrodatná odchylka těchto snímků je 84,334 pro plochu; 1,73 pro obvod; 0,495 pro osu X a 0,79 pro osu Y optického disku (Tabulka 14). Hodnoty geometrických parametrů pro databáze DRIVE a RIGA jsou uvedeny níže v Tabulka 15 a Tabulka 16. Celkově lze považovat výsledky za úspěšné z toho důvodu, že například plocha optického disku se u všech veřejných databází pohybuje v řádech tisíců pixelů, zatímco směrodatná odchylka je pouze v řádech desítek pixelů. Méně uspokojivé jsou výsledky z Fakultní nemocnice v Ostravě (Tabulka 17). Průměrná směrodatná odchylka těchto snímků je 29,233 pro plochu; 2,551 pro obvod; 1,118 osu X a 0,989 pixelů pro osu Y. Z výše uvedených výsledků je zřejmé, že směrodatná odchylka všech geometrických parametrů snímků z Fakultní nemocnice v Ostravě a veřejných databází je velice podobná, ovšem optický disk na snímcích z FNO je mnohem menší, například plocha optického disku má v průměru 372,48 pixelů, což je o jeden řád méně než u snímků z veřejných databází. Tato skutečnost by mohla být zdůvodněna tím, že u veřejných databází jsou testovány stejné snímky, zatímco snímky z FNO jsou sice od stejného pacienta, tudíž stejného oka, ale při každém vyšetření je optický disk v jiné poloze a v jiné vzdálenosti vzhledem ke snímacímu zařízení. To může být způsobeno fyzickou aktivitou předčasně narozených dětí při snímání.

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n} \quad (23)$$

Kde:

$\bar{x}$  = aritmetický průměr geometrického parametru

$x_n$  = výsledky jednotlivých měření

$n$  = počet provedených výpočtů

$$\sigma^2 = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n}} \quad (24)$$

Kde:

$\sigma^2$  = rozptyl geometrického parametru

$\bar{x}$  = aritmetický průměr geometrického parametru

$n$  = počet provedených výpočtů

$$\sigma = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n} \quad (25)$$

Kde:

$\sigma$  = směrodatná odchylka

$\bar{x}$  = aritmetický průměr geometrického parametru

$n$  = počet provedených výpočtů

Tabulka 13 Výsledky databáze DRIONS

DRIONS		Poloha středu kontury [pixel]		Geometrické parametry OD [pixel]			
Snímek č.	Test č.	Osa X	Osa Y	Plocha	Obvod	Osa X	Osa Y
Snímek 1	Test 1	199	138	3320	205,29	65,813	64,493
	Test 2	198	139	3321	205,47	65,846	64,484
	Test 3	200	140	3320	205,66	65,846	64,469
Průměr		-	-	3320,3	205,47	65,835	64,482
Rozptyl		-	-	0,222	0,023	$2 \times 10^{-4}$	$1 \times 10^{-4}$
Směrodatná odchylka		-	-	0,471	0,151	0,016	0,01
Snímek 2	Test 1	235	142	3646	275,56	78,462	63,768
	Test 2	244	139	3699	274,71	78,599	64,173
	Test 3	239	140	3671	274,72	78,554	63,891
Průměr		-	-	3672	275	78,538	63,944
Rozptyl		-	-	468,67	0,159	0,003	0,029
Směrodatná odchylka		-	-	21,469	0,398	0,057	0,17
Snímek 3	Test 1	210	154	3788	246,54	73,81	67,291
	Test 2	215	158	3756	247,6	73,464	67,091
	Test 3	214	152	3780	246,36	73,767	67,256
Průměr		-	-	3774,7	246,83	73,68	67,125
Rozptyl		-	-	184,89	0,299	0,024	0,009
Směrodatná odchylka		-	-	13,597	0,547	0,154	0,096
Snímek 4	Test 1	215	151	4240	269,01	82,581	69,429
	Test 2	214	153	4234	269,49	82,579	69,239
	Test 3	217	154	4255	270,33	82,645	69,339
Průměr		-	-	4243	269,61	82,602	69,336
Rozptyl		-	-	78	0,298	0,001	0,006
Směrodatná odchylka		-	-	8,832	0,549	0,031	0,078
Snímek 5	Test 1	217	156	4553	237,92	78,942	73,553
	Test 2	218	161	4550	237,92	78,916	73,532

	Test 3	213	162	4548	237,92	78,879	73,532
Průměr		-	-	4550,3	237,92	78,912	73,539
Rozptyl		-	-	4,222	0	0,001	$1 \times 10^{-4}$
Směrodatná odchylka		-	-	2,055	0	0,026	0,01
Snímek 6	Test 1	202	161	3976	224,88	74,358	68,306
	Test 2	201	157	3976	224,88	74,369	68,3
	Test 3	200	158	3976	224,7	74,371	68,292
Průměr		-	-	3976	224,82	74,366	68,317
Rozptyl		-	-	0	0,007	$3,6 \times 10^{-5}$	0,001
Směrodatná odchylka		-	-	0	0,085	0,006	0,03
Snímek 7	Test 1	239	125	3864	224,89	79,233	62,511
	Test 2	238	128	3864	224,71	79,151	62,566
	Test 3	237	122	3855	224,53	79,123	62,445
Průměr		-	-	3861	224,71	79,169	62,507
Rozptyl		-	-	18	0,022	0,002	0,002
Směrodatná odchylka		-	-	4,243	0,147	0,047	0,049
Snímek 8	Test 1	221	148	3176	199,84	65,124	62,521
	Test 2	227	149	3200	200,03	65,172	62,862
	Test 3	216	139	3142	199,84	65,113	62,011
Průměr		-	-	3172,7	199,9	65,136	62,465
Rozptyl		-	-	566,22	0,008	0,001	0,122
Směrodatná odchylka		-	-	23,795	0,09	0,026	0,35
Snímek 9	Test 1	199	125	3246	201,82	66,835	62,306
	Test 2	198	130	3269	201,82	66,8	62,693
	Test 3	207	127	3198	201,15	66,799	61,569
Průměr		-	-	3237,7	201,6	66,811	62,189
Rozptyl		-	-	874,89	0,1	$3 \times 10^{-4}$	0,217
Směrodatná odchylka		-	-	29,579	0,316	0,017	0,466
<b>Globální průměr</b>		-	-	3756,4	231,76	73,894	66,241
<b>Průměrný rozptyl</b>		-	-	243,9	0,102	0,004	0,043
<b>Průměrná <math>\sigma</math></b>		-	-	11,56	0,253	0,044	0,14

Tabulka 14 Výsledky databáze RIMONE

RIMONE		Poloha středu kontury [pixel]		Geometrické parametry OD [pixel]			
Snímek č.	Test č.	Osa X	Osa Y	Plocha	Obvod	Osa X	Osa Y
Snímek 1	Test 1	164	231	10541	437,08	122,08	114,33
	Test 2	169	223	10727	445,23	127,13	112,2
	Test 3	160	229	10514	436,9	122,05	114,19
Průměr		-	-	10594	439,74	123,75	113,57
Rozptyl		-	-	8966	15,094	5,701	0,946
Směrodatná odchylka		-	-	94,689	3,885	2,388	0,973
Snímek 2	Test 1	176	251	10540	388,17	119,49	113,97
	Test 2	180	244	9977	388,01	119,84	107,97
	Test 3	180	248	10163	386,59	119,23	110,59
Průměr		-	-	10226	387,59	119,52	110,84

Rozptyl		-	-	54854	0,504	0,063	6,032
Směrodatná odchylka		-	-	234,21	0,71	0,25	2,456
Snímek 3	Test 1	187	200	12486	443,61	142,54	114,35
	Test 2	186	201	12498	441,9	142,42	114,54
	Test 3	182	192	11991	432,78	140,72	110,47
Průměr		-	-	12325	439,43	142,03	113,12
Rozptyl		-	-	55802	22,599	0,877	3,517
Směrodatná odchylka		-	-	236,22	4,754	0,937	1,875
Snímek 4	Test 1	156	232	11861	427,79	137,4	111,53
	Test 2	155	231	11834	426,47	137,48	111,21
	Test 3	156	231	11824	429,21	137,52	111,11
Průměr		-	-	11839	427,82	137,47	111,28
Rozptyl		-	-	244,22	1,252	0,003	0,032
Směrodatná odchylka		-	-	15,628	1,119	0,05	0,179
Snímek 5	Test 1	202	274	11075	384,57	124,33	114
	Test 2	203	277	11090	385,43	124,39	114,09
	Test 3	204	275	11082	385,05	124,36	114,06
Průměr		-	-	11082	385,02	124,36	114,05
Rozptyl		-	-	37,556	0,124	0,001	0,001
Směrodatná odchylka		-	-	6,128	0,352	0,024	0,037
Snímek 6	Test 1	194	242	10094	365,3	116,93	110,29
	Test 2	198	246	10119	365,15	116,64	110,85
	Test 3	195	242	10087	365,3	116,83	110,3
Průměr		-	-	10100	365,25	116,8	110,48
Rozptyl		-	-	188,67	0,005	0,015	0,069
Směrodatná odchylka		-	-	13,736	0,071	0,12	0,262
Snímek 7	Test 1	205	254	10460	371,95	123,23	108,77
	Test 2	204	252	10457	370,92	123,34	108,63
	Test 3	206	255	10477	372,5	123,2	108,95
Průměr		-	-	10465	371,79	123,26	108,78
Rozptyl		-	-	77,556	0,429	0,004	0,017
Směrodatná odchylka		-	-	8,807	0,655	0,06	0,131
Snímek 8	Test 1	185	258	10016	377,44	118,28	108,67
	Test 2	186	253	9723	384,28	117,78	106,36
	Test 3	187	258	10018	378,26	118,4	108,53
Průměr		-	-	9919	379,99	118,49	107,85
Rozptyl		-	-	19209	9,3	0,379	1,118
Směrodatná odchylka		-	-	138,6	3,05	0,615	1,057
Snímek 9	Test 1	197	222	9867	370,57	115,91	108,85
	Test 2	194	223	9841	369,1	115,94	108,51
	Test 3	196	223	9848	371,46	115,92	108,64
Průměr		-	-	9852	370,38	115,92	108,67
Rozptyl		-	-	120,67	0,947	$2 \times 10^{-4}$	0,02
Směrodatná odchylka		-	-	10,985	0,973	0,012	0,14
<b>Globální průměr</b>		-	-	10711	396,3	124,62	110,96
<b>Průměrný rozptyl</b>		-	-	15500	5,584	0,783	1,306
<b>Průměrná <math>\sigma</math></b>		-	-	84,334	1,73	0,495	0,79

Tabulka 15 Výsledky databáze DRIVE

DRIVE		Poloha středu kontury [pixel]		Geometrické parametry OD [pixel]			
Snímek č.	Test č.	Osa X	Osa Y	Plocha	Obvod	Osa X	Osa Y
Snímek 1	Test 1	59	184	2613	183,36	61,891	54,318
	Test 2	60	181	2599	182,99	61,746	54,184
	Test 3	62	182	2591	182,71	61,764	54,022
Průměr		-	-	2601	183,02	61,8	54,175
Rozptyl		-	-	82,667	0,071	0,004	0,015
Směrodatná odchylka		-	-	9,092	0,266	0,065	0,121
Snímek 2	Test 1	60	182	2582	186,22	66,087	50,096
	Test 2	58	181	2620	186,85	67,678	50,158
	Test 3	55	179	2673	190,15	68,838	50,289
Průměr		-	-	2625	187,74	67,534	50,181
Rozptyl		-	-	1392,7	2,97	1,272	0,007
Směrodatná odchylka		-	-	37,318	1,723	1,128	0,08
Snímek 3	Test 1	322	190	1933	172,14	53,815	48,296
	Test 2	317	188	1855	169,5	52,034	48,209
	Test 3	326	189	1988	173,6	55,248	48,184
Průměr		-	-	1925,3	171,75	53,699	48,23
Rozptyl		-	-	2977,6	2,879	1,728	0,002
Směrodatná odchylka		-	-	54,567	1,697	1,315	0,048
Snímek 4	Test 1	333	191	4522	256,72	85,422	69,121
	Test 2	334	192	4540	258,07	85,838	69,084
	Test 3	339	194	4658	261,12	87,636	69,3
Průměr		-	-	4573,3	258,64	86,299	69,168
Rozptyl		-	-	3638,2	3,387	0,923	0,009
Směrodatná odchylka		-	-	60,318	1,84	0,961	0,094
Snímek 5	Test 1	328	195	2044	163,06	54,522	48,367
	Test 2	323	193	1990	162,78	53,857	47,841
	Test 3	331	195	2078	164,93	55,378	48,407
Průměr		-	-	2037,3	163,59	54,586	48,205
Rozptyl		-	-	1312,9	0,911	0,388	0,067
Směrodatná odchylka		-	-	36,234	0,954	0,623	0,258
Snímek 6	Test 1	339	192	2166	164,17	57,623	48,074
	Test 2	337	189	2152	163,68	57,694	47,696
	Test 3	343	188	2184	164,72	57,596	48,535
Průměr		-	-	2167,3	164,19	57,638	48,102
Rozptyl		-	-	171,56	0,181	0,002	0,118
Směrodatná odchylka		-	-	13,098	0,425	0,041	0,343
Snímek 7	Test 1	328	185	2752	186,95	61,289	57,539
	Test 2	329	185	2756	186,95	61,366	57,543
	Test 3	325	184	2745	187,03	61,136	57,536
Průměr		-	-	2751	186,98	61,264	57,539
Rozptyl		-	-	20,667	0,002	0,009	0
Směrodatná odchylka		-	-	4,546	0,038	0,096	0
Snímek 8	Test 1	342	195	2128	169,6	55,641	49,666

	Test 2	340	195	2110	168,55	55,305	49,546
	Test 3	341	196	2109	169,38	55,396	49,518
Průměr		-	-	2115,7	169,18	55,447	49,577
Rozptyl		-	-	76,222	0,204	0,02	0,004
Směrodatná odchylka		-	-	8,731	0,452	0,142	0,064
Snímek 9	Test 1	341	197	1979	157,06	51,434	49,227
	Test 2	344	195	2011	158,85	52,885	48,701
	Test 3	334	197	1863	153,36	50,096	47,786
Průměr		-	-	1951	156,42	51,472	48,571
Rozptyl		-	-	4042,7	5,226	1,297	0,355
Směrodatná odchylka		-	-	63,582	2,286	1,139	0,595
<b>Globální průměr</b>		-	-	2527,4	182,39	61,082	52,634
<b>Průměrný rozptyl</b>		-	-	1523,9	1,429	0,627	0,064
<b>Průměrná <math>\sigma</math></b>		-	-	39,442	1,076	0,612	0,178

Tabulka 16 Výsledky databáze RIGA

RIGA		Poloha středu kontury [pixel]		Geometrické parametry OD [pixel]			
Snímek č.	Test č.	Osa X	Osa Y	Plocha	Obvod	Osa X	Osa Y
Snímek 1	Test 1	358	260	17803	493,92	160,75	141,23
	Test 2	356	256	17648	494,39	160,5	140,28
	Test 3	359	257	17646	498,58	161,13	139,8
Průměr		-	-	17699	495,63	160,46	140,44
Rozptyl		-	-	5408,7	4,388	0,065	0,353
Směrodatná odchylka		-	-	73,544	2,095	0,255	0,594
Snímek 2	Test 1	401	248	22645	543,4	180,76	159,94
	Test 2	402	252	22588	543,17	180,69	159,78
	Test 3	400	248	22672	542,72	180,88	159,83
Průměr		-	-	22635	543,1	180,78	159,85
Rozptyl		-	-	1226	0,08	0,006	0,005
Směrodatná odchylka		-	-	35,014	0,282	0,078	0,067
Snímek 3	Test 1	409	251	16209	512,75	148,17	141,3
	Test 2	415	253	16181	510,45	148,13	141,1
	Test 3	413	257	16272	510,88	149,15	140,98
Průměr		-	-	16221	511,36	148,48	141,13
Rozptyl		-	-	1448,2	0,997	0,223	0,017
Směrodatná odchylka		-	-	38,056	0,998	0,472	0,132
Snímek 4	Test 1	362	243	17213	539,74	150,89	146,98
	Test 2	360	245	17241	542,44	151	147,44
	Test 3	363	246	17253	540,85	151,03	147,85
Průměr		-	-	17236	541,01	150,97	147,42
Rozptyl		-	-	280,89	1,228	0,004	0,126
Směrodatná odchylka		-	-	16,76	1,108	0,06	0,355
Snímek 5	Test 1	479	458	15867	464,95	146,18	140,9
	Test 2	482	453	15607	456,57	143,15	141,38
	Test 3	480	450	15438	449,83	142,86	140,83
Průměr		-	-	15637	157,12	144,06	141,04

Rozptyl		-	-	31133	38,252	2,254	0,06
Směrodatná odchylka		-	-	176,44	6,185	1,501	0,244
Snímek 6	Test 1	175	291	9090	342,16	115,37	100,56
	Test 2	176	285	9087	342,18	115,32	100,56
	Test 3	176	283	9080	342,19	115,23	100,56
Průměr		-	-	9085,7	342,18	115,31	100,56
Rozptyl		-	-	17,556	$2 \times 10^{-4}$	0,003	0
Směrodatná odchylka		-	-	4,19	0,012	0,058	0
Snímek 7	Test 1	243	280	8604	338,03	110,15	99,68
	Test 2	242	284	8614	338,7	110,11	99,82
	Test 3	241	281	8613	338,1	110,15	99,78
Průměr		-	-	8610,3	338,28	110,13	99,76
Rozptyl		-	-	20,222	0,09	0,001	0,004
Směrodatná odchylka		-	-	4,497	0,301	0,024	0,059
Snímek 8	Test 1	370	247	14325	499,27	140,62	132,03
	Test 2	372	236	13983	491,21	139,57	129,21
	Test 3	369	241	14129	496,3	139,96	130,65
Průměr		-	-	14145	495,59	140,05	130,63
Rozptyl		-	-	19632	11,077	0,188	1,326
Směrodatná odchylka		-	-	140,12	3,328	0,433	1,151
Snímek 9	Test 1	404	248	22737	544,25	181,33	160,02
	Test 2	399	247	22778	544,35	181,15	160,53
	Test 3	403	246	22760	544,98	181,43	160,09
Průměr		-	-	22758	544,53	181,3	160,21
Rozptyl		-	-	281,56	0,104	0,013	0,051
Směrodatná odchylka		-	-	16,78	0,323	0,116	0,226
<b>Globální průměr</b>		-	-	16003	440,98	147,95	135,67
<b>Průměrný rozptyl</b>		-	-	6605,3	6,246	0,306	0,216
<b>Průměrná <math>\sigma</math></b>		-	-	56,156	1,626	0,333	0,314

Tabulka 17 Výsledky databáze FNO

FNO		Poloha středu kontury [pixel]		Geometrické parametry OD [pixel]			
Pacient č.	Vyšetření č.	Osa X	Osa Y	Plocha	Obvod	Osa X	Osa Y
Pacient 1	Vyšetření 1	203	129	491	78,451	30,19	20,857
	Vyšetření 2	225	172	453	86,622	27,747	22,289
	Vyšetření 3	136	182	434	72,364	24,853	22,406
Průměr		-	-	459,33	79,146	27,597	21,851
Rozptyl		-	-	561,56	34,123	4,759	0,496
Směrodatná odchylka		-	-	23,697	5,841	2,181	0,704
Pacient 2	Vyšetření 1	322	125	415	77,814	25,299	22,111
	Vyšetření 2	77	166	317	64,028	22,517	18,66
	Vyšetření 3	353	128	387	68,08	22,694	22,031
Průměr		-	-	373	69,974	23,503	20,934
Rozptyl		-	-	1698,7	33,469	1,617	2,587
Směrodatná odchylka		-	-	41,215	5,785	1,272	1,608
Pacient 3	Vyšetření 1	209	134	398	78,956	25,904	22,342



	Vyšetření 2	157	129	446	79,03	27,798	21,4
	Vyšetření 3	213	143	457	80,171	26,926	22,552
Průměr		-	-	433,67	79,386	26,876	22,098
Rozptyl		-	-	656,22	0,309	0,599	0,251
Směrodatná odchylka		-	-	25,617	0,556	0,774	0,501
Pacient 4	Vyšetření 1	132	61	306	67,286	25,947	16,495
	Vyšetření 2	238	184	337	67,195	26,204	16,195
	Vyšetření 3	251	149	326	66,641	24,097	17,959
Průměr		-	-	323	67,041	25,416	16,883
Rozptyl		-	-	164,67	0,081	0,881	0,594
Směrodatná odchylka		-	-	12,832	0,285	0,939	0,771
Pacient 5	Vyšetření 1	192	138	430	76,259	27,76	20,593
	Vyšetření 2	201	147	355	71,231	24,139	19,527
	Vyšetření 3	203	149	311	66,575	24,19	17,036
Průměr		-	-	365,33	71,355	25,363	19,052
Rozptyl		-	-	2413,6	15,638	2,873	2,222
Směrodatná odchylka		-	-	49,128	3,954	1,695	1,49
Pacient 6	Vyšetření 1	188	154	291	70,958	23,938	17,483
	Vyšetření 2	202	156	324	73,588	24,197	18,574
	Vyšetření 3	190	163	350	72,298	26,171	18,121
Průměr		-	-	321,67	72,281	24,769	18,059
Rozptyl		-	-	582,89	1,153	0,994	0,2
Směrodatná odchylka		-	-	24,143	1,074	0,997	0,448
Pacient 7	Vyšetření 1	353	101	379	69,618	23,773	20,755
	Vyšetření 2	281	77	340	71,876	25,064	18,366
	Vyšetření 3	184	129	295	69,643	23,453	17,37
Průměr		-	-	338	70,379	24,097	18,83
Rozptyl		-	-	1187	1,121	0,485	2,018
Směrodatná odchylka		-	-	34,322	1,059	0,696	1,42
Pacient 8	Vyšetření 1	218	157	466	74,721	25,119	23,84
	Vyšetření 2	212	140	469	74,895	25,953	23,232
	Vyšetření 3	215	151	491	77,227	25,755	24,425
Průměr		-	-	475,33	75,614	25,609	23,832
Rozptyl		-	-	124,22	1,305	0,127	0,237
Směrodatná odchylka		-	-	11,146	1,143	0,356	0,487
Pacient 9	Vyšetření 1	179	155	319	60,968	21,812	18,777
	Vyšetření 2	262	120	248	55,543	19,388	16,773
	Vyšetření 3	216	152	222	53,186	19,345	15,175
Průměr		-	-	263	56,566	20,182	16,908
Rozptyl		-	-	1680,7	10,616	1,329	2,172
Směrodatná odchylka		-	-	40,996	3,258	1,153	1,474
<b>Globální průměr</b>		-	-	372,48	71,305	24,824	19,827
<b>Průměrný rozptyl</b>		-	-	1007,7	10,868	1,518	1,197
<b>Průměrná <math>\sigma</math></b>		-	-	29,233	2,551	1,118	0,989

## Závěr

Hlavním cílem této bakalářské práce bylo vytvoření algoritmu pro automatickou segmentaci optického disku. K porozumění této problematice byla vytvořena rešerše zaměřená na moderní metody automatické segmentace optického disku. Na základě získaných poznatků byl vytvořen vhodný algoritmus, který je schopen segmentovat optický disk z několika různých databází, za minimální úpravy jeho parametrů. Přesnost segmentace z velké části záleží na předzpracování obrazu, ve kterém byly použity metody jasové transformace, ostření, adaptace histogramu a filtrace. Předzpracování pro snímky pořízené fundus kamerou a systémem RetCam 3 používá stejné metody, ovšem s jinými parametry, kvůli odlišným obrazovým vlastnostem. Pro segmentaci optického disku byla použita metoda aktivních kontur popsána Li Wangem. Tato metoda je vhodná pro všechny testované databáze a při správně nastavených parametrech dokázala segmentovat optický disk na všech vybraných snímcích. Optický disk je od okolí jednoznačně odlišen procesem binarizace, při kterém je nutné zvolit vhodnou prahovací hodnotu. Výsledkem binarizace je bílý optický disk a černé pozadí. Geometrické parametry optického disku je možno vypočítat díky homogenitě jeho pixelů. U každého optického disku je vypočítána plocha, obvod, hlavní a vedlejší osa. Tento algoritmus byl testován na čtyřech veřejných databázích, obsahujících snímky pořízené fundus kamerou. Z každé databáze bylo vybráno devět snímků, které byly podrobeny segmentaci třikrát, přičemž se zkoumalo, jak se mění geometrické parametry těchto snímků v závislosti na středu aktivní kontury, jehož pozice se vždy lišila pouze v řádech jednotek pixelů. Pro zhodnocení přesnosti byl jak pro každý snímek, tak pro celou databázi vypočten aritmetický průměr, rozptyl a směrodatná odchylka každého parametru. Nejpřesnější byla segmentace u snímků z databáze DRIONS, u kterých měla průměrná směrodatná odchylka pro geometrické parametry nejnižší hodnoty, konkrétně 11,56 pro plochu; 0,253 pro obvod; 0,044 pro osu X; 0,14 pixelů pro osu Y. U dalších databází byly výsledky velice podobné, pouze mírně vyšší. U snímků z databáze FNO pořízených systémem RetCam 3 nejsou výsledky tak příznivé, jelikož optický disk je mnohem menší než u snímků pořízených fundus kamerou, ale hodnoty směrodatné odchylky geometrických parametrů jsou skoro totožné. Průměrná směrodatná odchylka těchto snímků je 29,233 pro plochu; 2,551 pro obvod; 1,118 pro osu X a 0,989 pixelů pro osu Y. To je nejspíše způsobeno rozdílnou vzdáleností pacienta od snímacího zařízení, což může být zapříčiněno aktivitou předčasně narozených dětí během vyšetření.

Další vývoj této bakalářské práce by se mohl zaměřit na vylepšení přesnosti výpočtu geometrických parametrů, testování tohoto algoritmu na dalších databázích s retinálními snímky, nebo jinými strukturami. Dále by se mohlo zaměřit speciálně na metodu aktivních kontur podle Li Wanga, a věnovat se nastavení jeho parametrů, které by vedlo k lepší a komplexnější segmentaci optického disku.

## Seznam použité literatury

- [1] SYNEK, Svatopluk a Šárka SKORKOVSKÁ. *Fyziologie oka a vidění*. Praha: Grada, 2004. ISBN 80-247-0786-1.
- [2] SLONKA, Jakub. *ALGORITMUS PRO AUTOMATICKOU DETEKCI VELIKOSTI TERČE ZRAKOVÉHO NERVU*. Ostrava, 2016. Bakalářská práce. Vysoká škola báňská - Technická univerzita Ostrava.
- [3] Jak vidíme. *Zelený zákal* [online]. Praha: MeDitorial + [cit. 2019-11-02]. Dostupné z: <https://www.zeleny-zakal.cz/jak-vidime>
- [4] REICHL, Jaroslav. Stavba oka. *Fyzika.jreichl* [online]. 2006 [cit. 2019-11-02]. Dostupné z: <http://fyzika.jreichl.com/main.article/view/486-stavba-oka>
- [4] Vývoj zrakového ústrojí. *WikiSkripta* [online]. [cit. 2019-11-02]. Dostupné z: [https://www.wikiskripta.eu/w/V%C3%BDvoj\\_zrakov%C3%A9ho\\_%C3%BAstroj%C3%AD#V.C3.BDvoj\\_s.C3.ADnice](https://www.wikiskripta.eu/w/V%C3%BDvoj_zrakov%C3%A9ho_%C3%BAstroj%C3%AD#V.C3.BDvoj_s.C3.ADnice)
- [6] Zrakový nerv. *Wikipedie* [online]. [cit. 2019-11-02]. Dostupné z: [https://cs.wikipedia.org/wiki/Zrakov%C3%BD\\_nerv](https://cs.wikipedia.org/wiki/Zrakov%C3%BD_nerv)
- [7] Slepá skvrna. *Wikipedie* [online]. [cit. 2019-11-02]. Dostupné z: [https://cs.wikipedia.org/wiki/Slep%C3%A1\\_skvrna](https://cs.wikipedia.org/wiki/Slep%C3%A1_skvrna)
- [8] KRAUS, Hanuš. *Kompendium očního lékařství*. Praha: Grada, 1997. ISBN 80-7169-079-1.
- [9] ODEHNAL, M., J. MALEC a D. DOSTŘELOVÁ. Současný pohled na retinopatii nedonošených. *Prolekare* [online]. Praha: Česká lékařská společnost J. E. Purkyně, 2011 [cit. 2019-11-02]. Dostupné z: <https://www.prolekare.cz/casopisy/ceska-slovenska-ofthalmologie/2011-2/soucasny-pohled-na-retinopatii-nedonoseny-35145>
- [10] ODEHNAL, Milan. Retinopatie nedonošených dětí. *Lekari-online* [online]. Praha, 2015 [cit. 2019-11-02]. Dostupné z: <https://www.lekari-online.cz/ocni-lekarstvi/zakroky/retinopatie-nedonoseny-deti>
- [11] DRAHANSKÝ, M., R. KOLÁŘ a T. MŇUK. Elektronické zařízení pro snímání obrazu sítnice a duhovky oka. *Prolekare* [online]. Praha: Česká lékařská společnost J. E. Purkyně, 2015 [cit. 2019-11-02]. Dostupné z: <https://www.prolekare.cz/casopisy/ceska-slovenska-ofthalmologie/2015-6/elektronicke-zarizeni-pro-snimani-obrazu-sitnice-a-duhovky-oka-57173>
- [12] Úvod do techniky CCD čipů. *Gxccd* [online]. Zlín: Moravské přístroje, 2011 [cit. 2019-11-02]. Dostupné z: <https://www.gxccd.com/art?id=303&lang=405>
- [13] RetCam 3 Wide-Field Digital Imaging System from Natus Medical, Inc. *Ophthalmologyweb* [online]. Pleasanton: Natus Medical, 2011 [cit. 2019-11-02]. Dostupné z: <https://www.opthalmologyweb.com/5740-Digital-Retinal-Camera/55444-RetCam-3-Wide-Field-Digital-Imaging-System/>
- [14] SINGH, Anushikha, et al. An efficient automatic method of Optic disc segmentation using region growing technique in retinal images. In: *2014 International Conference on Contemporary Computing and Informatics (IC3I)*. IEEE, 2014. p. 480-484.

- [15] AGARWAL, Ashi, et al. Automatic imaging method for optic disc segmentation using morphological techniques and active contour fitting. In: *2016 Ninth International Conference on Contemporary Computing (IC3)*. IEEE, 2016. p. 1-5.
- [16] MEI, Danlei; CHEN, Dali. Optic disc segmentation method based on low rank matrix recovery theory. In: *2018 Chinese Control And Decision Conference (CCDC)*. IEEE, 2018. p. 2626-2630.
- [17] ESWARAN, C.; REZA, Ahmed Wasif; HATI, Subhas. Extraction of the contours of optic disc and exudates based on marker-controlled watershed segmentation. In: *2008 International Conference on Computer Science and Information Technology*. IEEE, 2008. p. 719-723.
- [18] ISSAC, Ashish; PARTHASARTHI, M.; DUTTA, Malay Kishore. An adaptive threshold based algorithm for optic disc and cup segmentation in fundus images. In: *2015 2nd International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN)*. IEEE, 2015. p. 143-147.
- [19] SENGAR, Namita, et al. Fast localization of the optic disc in fundus images using region-based segmentation. In: *2016 3rd International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN)*. IEEE, 2016. p. 529-532.
- [20] KIRIČENKOVÁ, Larisa. *Diagnostické zobrazovací metody v oftalmologii*. Brno, 2008. Bakalářská práce. Masarykova univerzita v Brně. Vedoucí práce MUDr. Tomáš Jurečka, Ph.D.
- [21] Fundus photography. *Wikipedie* [online]. [cit. 2020-01-01]. Dostupné z: [https://en.wikipedia.org/wiki/Fundus\\_photography](https://en.wikipedia.org/wiki/Fundus_photography)
- [22] ČVANČARA, Martin. *Algoritmus pro hodnocení sítnicových obrazů*. Ostrava, 2014. Diplomová práce. Vysoká škola báňská - Technická univerzita Ostrava. Vedoucí práce Ing. Martin Augustýnek.
- [23] NATUS RETCAM 3 PEDIATRIC WIDE-FIELD DIGITAL IMAGING. *Dfv* [online]. [cit. 2020-01-01]. Dostupné z: <https://dfv.com.au/products/diagnostic/diagnostic-imaging/clarity-retcam-3-pediatric-wide-field-digital-imaging/>
- [24] HOZMAN, J. Základní metody předzpracování obrazu [online]. , 10 [cit. 2020-03-01]. Dostupné z: [http://webzam.fbmi.cvut.cz/hozman/Zprac\\_obr\\_prisp\\_kurz\\_UEM\\_3\\_2003.pdf](http://webzam.fbmi.cvut.cz/hozman/Zprac_obr_prisp_kurz_UEM_3_2003.pdf)
- [25] DOLEŽAL, Jiří. Základní barevné systémy (modely) [online]. [cit. 2020-03-01]. Dostupné z: <http://mdg.vsb.cz/jdolezal/Pgrafika/Prednaska/ZaklBarevneSys.html>
- [26] KOVÁŘOVÁ, Veronika. *Automatická analýza, modelování a časová evaluace retinálních lézí*. Ostrava, 2018. Diplomová práce. Vysoká škola báňská - Technická univerzita Ostrava. Vedoucí práce Doc. Ing. Marek Penhaker Ph.D.
- [27] HORÁK, Karel. *Jasová transformace* [online]. Brno [cit. 2020-03-01]. Dostupné z: [http://midas.uamt.feec.vutbr.cz/ZVS/Lectures/05\\_Jasove\\_transformace.pdf](http://midas.uamt.feec.vutbr.cz/ZVS/Lectures/05_Jasove_transformace.pdf)
- [28] HLAVÁČ, Václav; ŠONKA, Milan. Počítačové vidění. *Praha: Grada*, 1992, 272. ISBN 80-85424-67-3
- [29] *MathWorks* [online]. [cit. 2020-03-01]. Dostupné z: <https://www.mathworks.com/help/images/ref/imsharpen.html>

- [30] *MathWorks* [online]. [cit. 2020-03-01]. Dostupné z: <https://www.mathworks.com/help/images/ref/adapthisteq.html>
- [31] GALUSZKA, Adriana. *SW pro automatické modelování a evaluaci retinálních lézí*. Ostrava, 2019. Diplomová práce. Vysoká škola báňská - Technická univerzita Ostrava. Vedoucí práce Ing. Jan Kubíček Ph.D.
- [32] HEMALATHA, R.J., T.R. THAMIZHVANI, A. Josephin Arockia DHIVYA, Josline Elsa JOSEPH, Bincy BABU a R. CHANDRASEKARAN. Active Contour Based Segmentation Techniques for Medical Image Analysis. *Medical and Biological Image Analysis* [online]. InTech, 2018, 2018-07-04 [cit. 2020-03-05]. DOI: 10.5772/intechopen.74576. ISBN 978-1-78923-330-8. Dostupné z: <http://www.intechopen.com/books/medical-and-biological-image-analysis/active-contour-based-segmentation-techniques-for-medical-image-analysis>
- [33] WANG, Li, Lei HE, Arabinda MISHRA a Chunming LI. Active contours driven by local Gaussian distribution fitting energy. *Signal Processing* [online]. 2009, 89(12), 2435-2447 [cit. 2017-03-02]. DOI: 10.1016/j.sigpro.2009.03.014. ISSN 01651684. Dostupné z: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0165168409000942>
- [34] KOVAŘOVÁ, Veronika. *Automatická analýza, modelování a časová evaluace retinálních lézí*. Ostrava, 2018. Diplomová práce. Vysoká škola báňská – Technická univerzita Ostrava
- [35] *The imagesc function and color maps* [online]. [cit. 2020-03-06]. Dostupné z: [https://ieeexplore.org/extras/matlab/Lecture6\\_4.htm](https://ieeexplore.org/extras/matlab/Lecture6_4.htm)
- [36] *Imbinarize* [online]. [cit. 2020-03-06]. Dostupné z: <https://www.mathworks.com/help/images/ref/imbinarize.html>
- [37] Bilateral filter. *Wikipedie* [online]. 2019 [cit. 2020-04-08]. Dostupné z: [https://en.wikipedia.org/wiki/Bilateral\\_filter](https://en.wikipedia.org/wiki/Bilateral_filter)

## **Seznam příloh**

Příloha I.      Příloha v IS Edison

**Příloha I. Příloha v IS Edison**

- Algoritmus pro snímky pořízené fundus kamerou
- Algoritmus pro snímky pořízené systémem RetCam 3